

論文94-31B-8-13

Segment에 근거한 부분적으로 가려진 2차원 물체인식

(Segment Based Recognition of 2-D Partially Occluded Objects)

金性魯*, 黃順子*, 鄭宰泳*, 金文鉉*

(Sung Ro Kim, Soon Ja Hwang, Jae Young Jung and Moon Hyun Kim)

要約

본 논문에서는 부분적으로 가려진 2차원 물체인식을 위한 새로운 방법을 제안한다. 물체의 경계선은 호의 길이와 축적된 내부각의 평면상에, 곡선으로 변환된다. 입력영상에 대해 변환된 곡선은 오목한 내각에 의해 구획화된다. 물체의 윤곽선의 다각선 근사화시 발생하는 윤곽선의 왜곡에 둔감하기 위해, 입력영상의 일련의 특징점을 하나의 단위로 하여 모델영상과 정합한다. 인식된 물체의 위치와 방향을 추정하는 방법을 논한다.

Abstract

In this paper, we propose a new method for the recognition of 2-D partially occluded objects. The border of the object is transformed to a curve in arc length-accumulated interior angle plane. The transformed curve of an input image is partitioned so that each segment is bounded by the concave interior angles. In order to tolerate shape distortion due to the polygonal approximation of the boundary of the object, a group of feature points of the input image are matched with those of model views. The estimation method for positions and orientations of the identified objects is presented.

1. 서론

물체인식이란 컴퓨터 비전에서 광범위하게 다루고

있는 분야로서, 물체들이 입력영상으로 들어올 때 인식하고자 하는 대상 물체들의 존재 여부와 존재시 영상에 위치하는 이동 및 회전정도를 알아내는 것을 말하며, 물체 선별 자동화 환경이나 로봇트 비전등 인간의 시각을 필요로 하는 분야에 적용되고 있다.^[1-3]

*正會員, 成均館大學校 情報工學科
(Dept. of Information Eng., SungKyunKwan Univ.)

※ 본 연구는 제어계측 신기술 연구센터(ERC)의 연구비 지원에 의해 이루어 졌음.

接受日字 : 1993年 10月 7日

[5] 물체인식은 입력영상에 존재한 대상물체(object)들에 대한 특징들과 저장된 물체인 모델(model)에 대한 특징들의 비교를 통하여 이루어진다. 물체로 부터 추출되는 특징은 인식 도메인의 성격에 따라 다양하게 정의될 수 있으며, 이는 크게 물체의 전체적인 특

징과 부분적인 특징으로 구분된다.^{[1], [6], [9]} 물체가 부분적으로 가려진 경우에, 가려지지 않는 부분에 대한 국부적인 특징은 그대로 유지가 된다. 따라서 물체가 서로 겹쳐지는 환경에서는 물체의 전체적인 특징보다는 부분적인 특징을 통해 물체를 인식하는 방향으로 연구되어 왔다.^[9]

부분적인 특징추출 방법중 대표적인 것은 다각선 근사화를 통한 방법이다. 이 방법은 윤곽선상에 존재하는 점들 중 기울기의 방향이 급격히 변하는 점을 특징점으로 추출하는 방법으로서, 구해진 특징점들은 해당 물체의 전체적인 윤곽선의 모양을 묘사한다. 또한 중요한 부분에 대한 위치 정보를 유지하고 있어서 많은 물체인식 방법에서 사용되고 있다.^{[1], [3-6], [8], [9]} Price에 의한 초기의 2차원 물체인식 시스템⁵⁾은 모델과 대상물체의 특징점들간의 비교를 통해 유사도가 임계치(threshold)이상인 특징점쌍을 일치된 특징점쌍으로 선택하고, 이들간의 회전정도를 계산하여 불일치 행렬(disparity matrix)상에 기입하였다. 특징점들간의 모든 비교가 끝난 후, 불일치 행렬을 대각선 방향으로 조사하여, 회전정도가 비슷한(회전정도의 차이가 임계치 이하인) 특징점쌍들의 연속된 갯수를 통해서 물체의 인식여부를 결정하였다. Bir Bhanu와 John C. Ming⁶⁾은 일치된 특징점쌍에 대해 Price가 사용한 회전정도뿐만 아니라, 이동정도를 함께 계산하여 불일치 행렬상에 기입하였다. 일치된 특징점쌍의 연속적인 열을 구하는 데 있어서는 불일치 행렬상에 기입된 위치와 방향에 대해 클러스터링 기법을 적용하였다. Hong-chin Liu와 Mandyam D. Srinath⁷⁾는 특징점을 내각과 이웃하는 특징점 사이의 거리비로 표현하여 물체의 크기(scale)변화에 적용 가능하게 하였으며, chamfer 3/4 거리변환(distance transform)방법을 사용하여 선택된 모델과 대상물체의 일치도를 평가하였다. 그러나 동일한 물체에 대해 구해진 각각의 특징점의 위치가 서로 다를 경우, 특징점의 비교시 불일치로 인하여 해당 물체로 인식하지 못하는 문제점을 안고 있다. Bir Bhanu와 John C. Ming은 이러한 특징점 위치의 변화로 일치된 연속적인 특징점열이 끊기는 문제에 대해서 존재하지 않거나 추가로 삽입된 특징점쌍을 두개까지 허용하는 조건을 두어 일치된 특징점열을 구하였다. 또한 이러한 특징점의 위치 변화를 최소화하기 위한 필터링기법을 전처리과정에 사용하거나, 정교한 다각선 근사화 알고리즘을 사용한다.^[8] 최근에는 특징비교 단계에서 퍼지이론⁸⁾이나 휴리스틱적인 방법⁹⁾ 등을 적용하여, 특징점의 위치변화에 따른 불일치 문제점을 해결하려는 방법이 제안되고 있다.

본 논문에서는 추출된 특징점이 물체의 전체적인 윤곽선의 형태를 충실히 표현할 경우, 특징점의 위치 변화에 크게 영향을 받지 않는 2차원 물체인식 방법을 제안한다. 제안한 방법은 물체들이 다양한 위치, 방향을 갖고 부분적으로 가려지는 경우에도 적용가능하며, 먼저 다각선 근사화로 얻어진 특징점을 제안하는 1차원 함수 형태로 변환한다. 물체들이 겹쳐짐으로써 발생하는 구조적인 특징을 이용하여, 일련의 특징점들을 하나의 세그먼트(segment) 단위로 하여 모델과 비교정도를 평가한다. 이웃하는 세그먼트간의 비교정도를 고려하여 세그먼트의 병합을 행한 후, 최종적으로 대상물체의 각 세그먼트에 대해 일치된 모델의 대응하는 세그먼트를 구한다. 일치된 세그먼트쌍으로 부터 해당 모델이 영상에 위치하는 회전정도와 이동정도를 계산한다.

II장에서는 제안한 물체인식의 전체적인 방법에 대해서 논한다. III장에서는 제안한 물체인식 시스템의 실험 결과를 보이고, IV장에서는 결론을 맺는다.

II. 제안한 물체인식 방법

물체인식은 크게 전처리 과정인 특징추출(feature extraction)과 특징비교(feature matching)단계로 구성된다. 그림 1은 제안한 물체인식방법의 전체적인 과정을 보인 것이다.

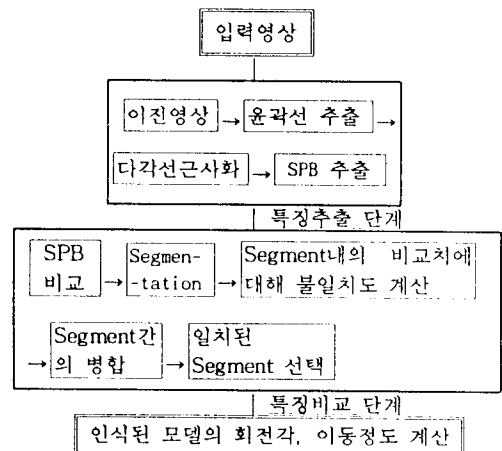


그림 1. 전체 물체인식 과정
Fig. 1. Overall process of object recognition.

1. 물체의 표현 (특징추출 단계)
입력되는 영상으로부터 물체와 배경이 각각 0, 1로 표현되는 이진영상을 구한 후, 이진영상에 대해 윤곽

선을 추출한다. 윤곽선으로 부터 특징점을 구하기 위해 Urs Ramer^[10]가 제안한 다각선 근사화 알고리즘을 사용하였다. 이 방법은 윤곽선상의 거리가 가장 긴 두점을 잇는 선분에 대해, 윤곽선 상의 모든 점으로부터 수직선을 그어 이 거리가 가장 긴 점을 구한다. 검출된 수직선의 길이가 임계치 이상이면 특징점으로 선택한다. 그림 2는 본 연구에서 사용한 모델의 다각선 근사화 결과를 보인 것이다.

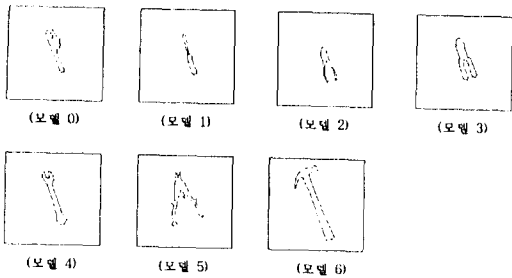


그림 2. 모델에 대한 다각선 근사화 결과
Fig. 2. Polygonal approximation of Models.

다각선 근사화로 얻어진 특징점에 대한 2차원 좌표는 이웃하는 특징점과 직선을 그었을때, 이루는 내각과 앞선 특징점간의 직선의 길이로써 변환된다. 또한 구해진 일련의 특징점들은 윤곽선을 따라 한 방향으로 정렬되며, 이렇게 정렬된 전체 특징점열은 내각에 따라 볼록(convex)한 특징점열과 오목(concave)한 특징점열의 반복으로 이루어진다. 전체 특징점열의 시작점을 임의의 볼록한 특징점열의 시작 특징점이나 오목한 특징점으로 선택한다. 시작 특징점으로부터 정렬된 모든 특징점들은 식 (1)에 의해 순차적으로 (p,q)평면상의 점으로 변환된다. 여기서 θ_i 와 l_i 는 i 번째 특징점의 내각과 길이를 나타낸다. (p,q)평면상의 점들로부터 인접하는 점들을 선분으로 연결하여 변환된 함수를 생성한다. 그림 3은 변환된 예를 보인 것이다.

$$(\theta_i, l_i) \rightarrow (p_i, q_i) \quad (1)$$

$$p_i = \sum_{k=0}^i l_k, \quad q_i = \sum_{k=0}^i (180 - \theta_k)$$

이 함수를 균일한 간격으로 샘플링하여 얻어진 샘플열로서 물체의 형상을 표현하는 샘플된 다각선 경계선(SPB : Sampled Polygonal Boundary)을 만든다. 각 특징점 사이의 샘플의 갯수는 특징점을 잇는 선분의 길이에 비례하며, 특징점의 중요도를 나타

낸다. 영상취득시의 잡음에 의한 특징점의 위치변화가 물체의 전체적인 윤곽선의 모양에 큰 영향을 미치지 않을 경우, 얻어지는 샘플열의 형태는 위치 변화에 무관하게 일정하다.

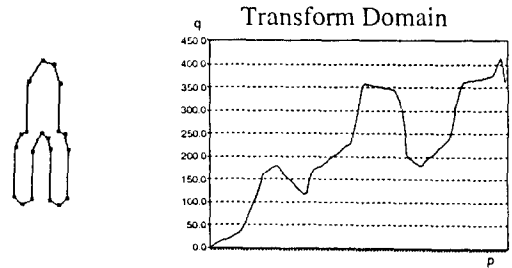


그림 3. 특징점의 변환 곡선
Fig. 3. Transformed curve for features.

2. 물체의 비교(특징비교 단계)

구해진 SPB로 부터 대상물체를 인식하는 것은 크게 3가지 과정을 거치며, 그림 4는 전체적인 순서도를 보인 것이다.

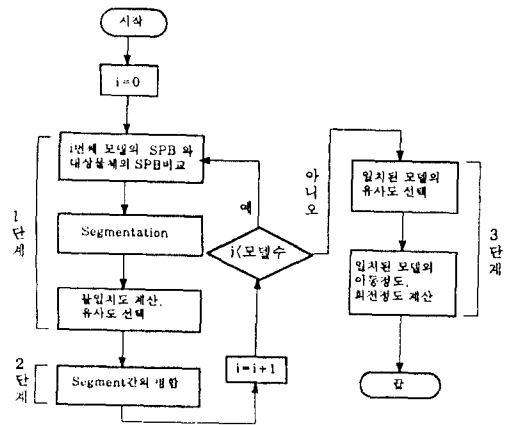


그림 4. 물체인식 순서도
Fig. 4. Flowchart of object recognition process.

1) 1단계 : SPB의 비교

먼저, 대상물체와 모델의 SPB내의 전체 샘플열간의 비교를 통해 윤곽선의 유사도(S : Similarity)를 우선 구한다. 즉, S내의 각각의 비교값은 입력영상과 모델의 SPB간의 차이를 말하며, 이를 기반으로 물체의 인식 과정을 수행하게 된다. 모델의 SPB를 대상 물체의 SPB의 크기와 일치되도록 샘플열을 순환하여 생성한다. 또한 순환하여 생성된 모델의 SPB와 대상

물체의 SPB간의 비교시 나타나는 S의 경우의 수는, 모델의 SPB가 대상물체의 SPB내의 하나의 샘플간격씩 이동하면서 비교되어지는 경우, 대상물체의 SPB의 크기만큼 생성된다. 본 연구에서는 경우의 수를 줄이며 약간의 크기변화에 적응하기 위해 식 (2)에 의해 대상물체의 SPB를 기준으로 모델의 SPB를 하나의 샘플단위로 이동하지 않고 일정 간격씩 이동하여 비교하였으며, 그림 5는 비교 과정을 보인 것이다.

$$S_i^k(j) = \text{Min}(M_i(j) - O((j+k-l)\%n)) \quad l = -1, 0, 1 \quad (2)$$

- $S_i^k(j)$: i번째 모델의 j번째 샘플값과 대상물체의 (j+k)%n번째 샘플값과의 비교정도
- $M_i(j)$: i번째 모델의 j번째 샘플값
- $O(j)$: 대상물체의 j번째 샘플값
- n : 대상물체의 SPB의 크기(입력영상의 샘플 수)
- k : 0, 3, 6, 9, ... e = (n-1)/3

$$O = (O(0) O(1) O(2) \dots O(n-2) O(n-1))$$

$$M_i = (M_i(0) M_i(1) M_i(2) \dots M_i(m_i-2) M_i(m_i-1))$$

$$S_i = \{S_i^0, S_i^3, S_i^6, \dots, S_i^e\}$$

- O : 대상물체의 SPB
- M_i : i 번째 모델의 SPB
- S_i : i 번째 모델의 SPB와 대상물체의 SPB 간의 모든 경우의 유사도 S에 대한 집합
- S_i^k : i 번째 모델의 SPB를 대상물체의 SPB를 기준으로 k개의 샘플값만큼 오른쪽으로 이동하여 비교한 결과를 나타내는 S
- m_i : i 번째 모델의 SPB 크기

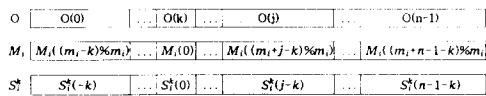


그림 5. SPB의 비교
Fig. 5. Matching process of SPB.

그림 5에서 보는 바와 같이, 대상 물체의 SPB인 O와 i번째 모델의 SPB인 M_i 간의 유사도에 대한 전체 집합을 S_i 라고 한다. 집합 S_i 의 각 원소 S_i^k 는 O를 기준으로 M_i 를 k개의 샘플갯수만큼 오른쪽으로 이동하여 비교를 함으로써 얻어지는 유사도를 나타낸다. 샘플값의 비교치는 모델의 샘플값을 기준으로,

대응하는 대상물체의 샘플값과 인접한 샘플값에 대해 모델의 샘플값과 차이가 최소인 것을 선택한다.

구해진 유사도 S_i^k 로 부터 O와의 일치여부는 물체들이 겹쳐짐으로써 생기는 구조적인 특징을 이용하여 O를 몇개의 세그먼트 O_j 로 구분하여 결정한다. 물체들간에 겹쳐짐으로써 생기는 구조적인 특성이란, 그림 6의 (a)(b)에서 보는 바와 같이, 물체가 겹쳐지는 부분에는 윤곽선상에 오목한 특징이 생기는 것을 말하며, 이는 다각선 근사화시 내각이 180도 이상인 특징점으로 나타난다. 인식하고자 하는 물체에 대한 윤곽선의 특성이 부드러운 곡선으로 이루어진 경우에는, 그림 6의 (c)처럼 겹쳐지는 부위에 오목한 특징이 나타나지 않을 수도 있지만, 인식의 대상이 되는 물체들의 윤곽선이 대부분 직선성분으로 이루어진 인식도메인의 경우에는 위의 가정이 성립한다.

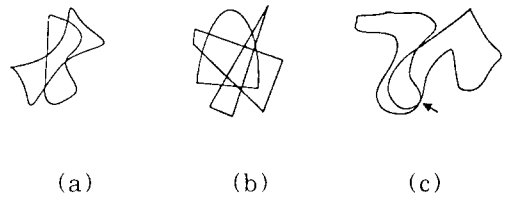


그림 6. 겹쳐진 물체의 구조적 특성
Fig. 6. Structural characteristics of occluded objects.

이러한 성질은 역으로 내각이 180도 이하인 일련의 볼록한 특징점들은 겹쳐지는 부분이 아니고 하나의 물체에 대한 연속적인 특징점들이라는 것을 의미한다. 따라서 입력영상에 나타나는 특징점중 오목한 특징점을 경계점으로 하여 O를 몇개의 O_j 로 구획화한다.

대상물체의 각각의 세그먼트 O_j 내의 샘플값에 대응되는 S_i^k 내의 비교치로 부터 식 (3)의 MAE(Mean Absolute Error)를 구하며, 이는 대상물체의 j번째 세그먼트에 대해, 모델 i의 SPB를 k번째 이동하여 비교했을때의 구해진 불일치도를 의미한다.

$$D_i^k(j) = \sum_{l=si}^{e_j} \alpha | S_i^k(l-k) - \hat{S}_i^k(l-k) | \quad (3)$$

$$\hat{S}_i^k(l-k) = \frac{\sum_{l=si}^{e_j} S_i^k(l-k)}{((e_j - s_j)\%m_i)}$$

단, $\alpha = 3$, if $(S_i^k(j-k-1) * S_i^k(j-k)) < 0$
 $\alpha = 1$, otherwise

- S_i^k : j번째 세그먼트에 대응하는 S_i^k 내의 비교치의 MAE(= 불일치도)
- s_j : j번째 세그먼트내의 시작 샘플에 대한 인덱스
- e_j : j번째 세그먼트내의 마지막 샘플에 대한 인덱스

식 (3)에서, 모델과 대상물체간의 대응되는 샘플값의 부호중 하나가 이웃한 샘플값의 부호와 다를 경우, 가중치($\alpha=3$)를 두어 불일치도를 더 크게 하였다. 이는, 샘플값의 부호가 양인 경우에는 해당하는 특징점이 불룩함을 의미하고, 음인 경우에는 오목함을 의미하므로 같은 형태의 특징점에 대한 샘플값의 비교보다 불룩한 특징점과 오목한 특징점에 해당하는 샘플값의 비교시, 불일치도를 상대적으로 높게 하기 위한 것이다.

i번째 모델과의 유사도 S_i^k 의 경우의 수는, 앞에서 언급한 대로 대상물체의 SPB의 크기 n을 3으로 나눈 정수($e = [n/3]$)이며, 이때 e는 대상물체에 대한 전체 O_j 의 갯수 g보다 크다. 따라서 각각의 O_j 에 대해, 모든 S_i^k 중에서 불일치도가 임계치 이하인 것들중 제일 낮은 S_i^k 를 선택한다. 선택된 S_i^k 의 수는 모든 O_j 에 대한 불일치도가 임계치 이상일 경우, 0개에서부터 각각의 O_j 에 대해 제일 낮은 불일치도를 가지는 S_i^k 가 모두 서로 다른 경우의 최대 세그먼트의 갯수까지로 나타날 수 있다. 즉, 선택된 S_i^k 의 수 p는 $0 \leq p \leq g$ 에 존재하며 $p \times g$ 행렬로 구성될 수 있다. 그림 7(a)는 대상물체의 SPB와 2개 모델의 SPB와의 비교를 통해 선택된 S_i^k 로부터 구성된 행렬을 보인 것이다.

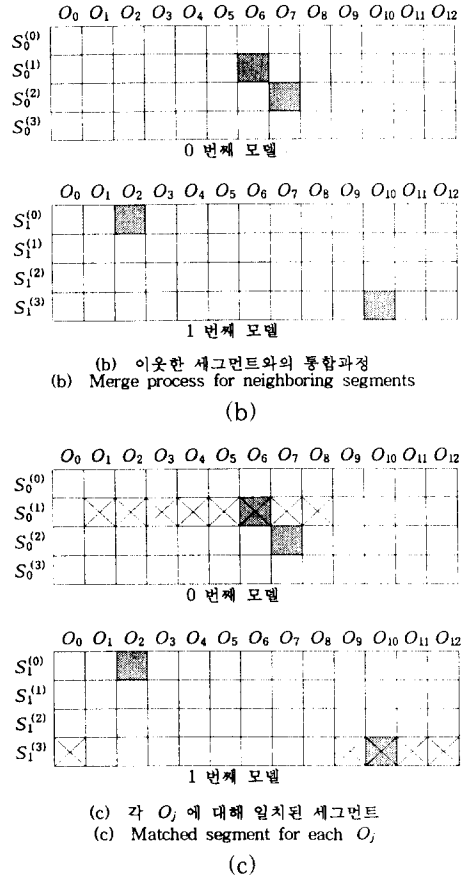
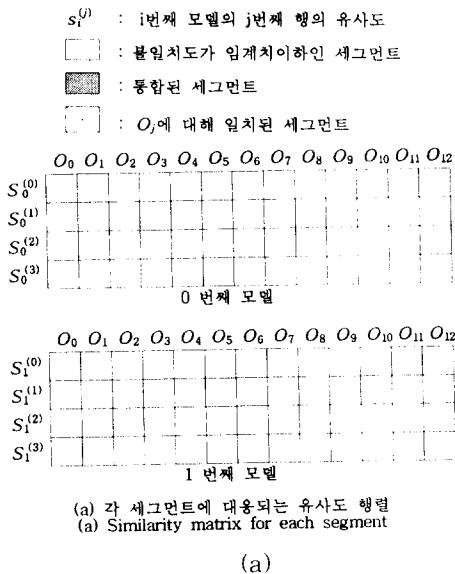


그림 7. 일치된 세그먼트의 선택과정 (a) 각 세그먼트에 대응되는 유사도 행렬 (b) 이웃한 세그먼트와의 통합과정 (c) 각 O_j 에 대해 일치된 세그먼트

Fig. 7. The process of selecting matched segments (a) 각 세그먼트에 대응되는 유사도 행렬 (a) Similarity matrix for each segment (b) Merge process for neighboring segments (c) Matched segment for each O_j .

2) 2 단계 : 세그먼트의 통합

모델 i에 대해 불일치로 판정된 j번째 세그먼트에 대해서, 그림 7 (b)에서와 같이 이웃하는 세그먼트중 불일치도가 임계치이하인 것을 함께 포함하여, 식 (3)에 의해 불일치정도를 다시 계산한다. 이때 계산된 불일치정도가 임계치이하이면 하나의 세그먼트로 통합(merge)한다. 통합 과정을 거친 후, S_i^k 내에 연속적으로 일치된 세그먼트의 열을 조사하고, 각각에 비교치의 갯수의 합을 각 세그먼트에 대한 일치도로

한다.

3) 3단계 : 유사도 선택 및 선택된 모델의 위치계산
 최종적으로 각각의 O_i 에 대응되는 모든 유사도내의 세그먼트 중, 일치도가 제일 큰 것을 O_j 와 일치된 세그먼트로 선택하며, 그림 7 (c)는 이 과정의 결과를 보인 것이다. 그림 7 (c)에서 O_1 부터 O_8 까지는 0번째 모델과 일치하였고, $O_9, O_{10}, O_{11}, O_{12}, O_0$ 은 1번째 모델과 일치하였다. O_i 에 대해서는 모델 0과 모델 1이 모두 일치되었으나, 모델 0의 세그먼트의 일치도가 모델 1의 일치도보다 컸다는 가정하에 모델 0의 세그먼트를 선택하였다. 각각의 O_j 는 하나의 모델에 속하므로, O_i 내에 존재하는 샘플값의 개수는 결국 모델에 대한 독특한 특징의 정도를 나타낸다. 많은 수의 샘플값을 갖는 O_j 와의 유사도는 해당하는 모델을 제외한 다른 모델에 대해서 대부분 큰 불일치를 나타낸다. 따라서, 통합과정에서 이웃한 일치된 $O_{(j_1)}$ 이나 $O_{(j_2)}$ 의 영향을 거의 받지 않으므로 통합이 되지 않는다. 반면에 소수의 샘플값을 갖는 O_i 에 대한 특징은 대부분의 모델내에 존재하는 것으로써, 비교적 많은 불필요한 일치(spurious match)결과를 나타낸다. 또한, 이웃하는 일치된 세그먼트의 영향을 크게 받아 쉽게 통합이 이루어진다.

위의 과정에 의해 구해진 대상물체와 모델간의 일치된 세그먼트의 쌍으로 부터 모델이 입력영상에 존재하는 위치를 추정하는 방법은, 먼저 일치된 세그먼트쌍내에 존재하는 대응되는 특징점쌍의 내각과 위치좌표의 차이를 통해 이루어진다. 먼저 추출된 특징점의 쌍으로 부터 식 (4)에 의해 대상물체에 일치된 모델의 회전각을 구한다.

$$R_{ij} = \sum_{j=sp}^{sa} \sum_{k=mp}^{ma} ((f_{si}(R) - f_{mk}(R)) * \frac{W(i)_{jk}^2}{WS(i)}) \quad (4)$$

$$WS(i) = \sum_{j=sp}^{sa} \sum_{k=mp}^{ma} W(i)_{jk}^2$$

- R_i : 선택된 i번째 모델의 회전각
- $f_{si}(R)$: 대상물체의 j번째 특징점의 기울기
- $f_{mj}(R)$: 모델 i의 j번째 특징점의 기울기
- m_{ip} : 일치된 모델 i의 특징점의 시작 인덱스
- m_{iq} : 일치된 모델 i의 특징점의 끝 인덱스
- s_{ip} : i번째 모델의 특징점과 일치된 대상물체의 특징점의 시작 인덱스
- s_{iq} : i번째 모델의 특징점과 일치된 대상물체의 특징점의 끝 인덱스
- $WS(i)$: $W(i)_k$ 의 제곱의 합
- $W(i)_k$: i번째 모델의 k번째 특징점과 대상물체의 j번째 특징점간에 대응되는 샘플의 개수

식 (4)에서 보는 바와 같이 $\{W(i)_{jk}\}$ 을 가중치로 하여 회전각을 구한다. 이는 각각의 특징점에 대한 길이의 크기가 물체의 전체적인 회전각을 구하는데 미치는 영향이 다르기 때문이다. 즉, 길이가 작은 특징점의 기울어진 정도의 변화는 전체적인 물체의 기울어진 정도에 국부적인 영향을 미친다. 반면에 길이가 긴 특징점의 기울어진 정도의 변화는 전체 물체의 기울어진 정도에 거의 절대적인 영향을 미친다. 구해진 회전각 R만큼 모델의 특징점을 회전시킨 후, 위치좌표를 산출한다. 산출된 위치좌표와 대상물체의 위치좌표와의 차이를 통해 모델의 x축 방향으로의 이동정도 T_x 와 y축 방향으로의 이동정도 T_y 를 산출한다.

III. 실험 및 결과

입력되는 영상은 256×256 크기의 흑백영상이며, 제안한 물체인식 시스템은 Sun Sparc 370 워크스테이션상에서 구현되었다. 그림 8은 입력영상을 보인 것이다. 그림 9는 근사화된 결과를 보인 것이다.

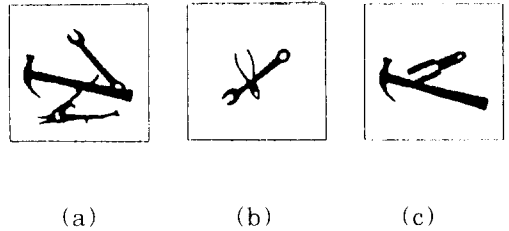


그림 8. 입력영상
 Fig. 8. Input images.

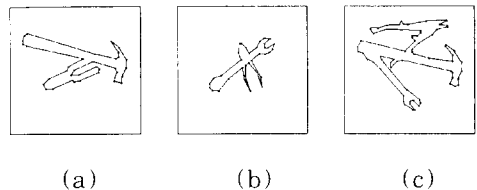
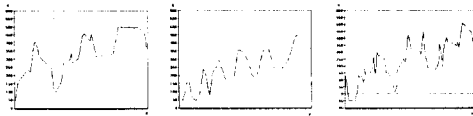


그림 9. 입력영상의 다각선 근사화
 Fig. 9. Polygonal approximation of input images.

그림 10은 제안한 변환방법에 의해 구해진 SPB를 각각 보인 것이다.



(a) (b) (c)

그림 10. 입력영상에 대한 SPB
Fig. 10. SPB of input images.

그림 11은 그림 9 (a)의 각 세그먼트에 대한 모델과의 일치도를 보인 것이다. 식 (4)에 의해 불일치도를 평가하고, 통합과정을 거쳐 최종적으로 선택된 모델의 세그먼트를 나타낸 것이다. 그림에서 보는 바와 같이 입력영상에 존재한 모델에 있어서만이 해당하는 세그먼트와의 일치도가 가장 높음을 알 수 있다.

Model 0		O ₀	O ₁	O ₂	O ₃	O ₄	O ₅	O ₆	O ₇	O ₈	O ₉	O ₁₀	O ₁₁	O ₁₂	O ₁₃	O ₁₄	O ₁₅	O ₁₆	O ₁₇	O ₁₈	
S ₀ ¹⁸																					
S ₁ ¹⁸																					
S ₂ ¹⁸																					
S ₃ ⁰																					
S ₄ ²⁷																					
S ₅ ²⁰³																					
S ₆ ¹⁸⁵																					
S ₇ ¹¹¹																					
S ₈ ²⁷																					

Model 1		O ₀	O ₁	O ₂	O ₃	O ₄	O ₅	O ₆	O ₇	O ₈	O ₉	O ₁₀	O ₁₁	O ₁₂	O ₁₃	O ₁₄	O ₁₅	O ₁₆	O ₁₇	O ₁₈	
S ₁ ⁶																					
S ₂ ¹²																					
S ₃ ³⁰																					
S ₄ ¹⁷⁴																					
S ₅ ⁰																					
S ₆ ⁶⁶																					
S ₇ ⁰																					
S ₈ ²⁵⁸																					
S ₉ ²⁰⁴																					
S ₁₀ ¹⁸²																					
S ₁₁ ²¹⁰																					

Model 2		O ₀	O ₁	O ₂	O ₃	O ₄	O ₅	O ₆	O ₇	O ₈	O ₉	O ₁₀	O ₁₁	O ₁₂	O ₁₃	O ₁₄	O ₁₅	O ₁₆	O ₁₇	O ₁₈	
S ₂ ¹⁸⁵																					
S ₂ ¹⁵																					
S ₂ ¹¹⁴																					
S ₂ ¹⁸⁰																					
S ₂ ⁴⁶																					
S ₂ ²																					
S ₂ ³⁰																					
S ₂ ²¹⁶																					
S ₂ ²⁵⁸																					
S ₂ ²⁴⁶																					
S ₂ ⁶⁴																					

Model 3		O ₀	O ₁	O ₂	O ₃	O ₄	O ₅	O ₆	O ₇	O ₈	O ₉	O ₁₀	O ₁₁	O ₁₂	O ₁₃	O ₁₄	O ₁₅	O ₁₆	O ₁₇	O ₁₈	
S ₃ ¹⁴¹																					
S ₃ ¹⁵³																					
S ₃ ¹⁶²																					
S ₃ ⁵																					
S ₃ ¹²																					
S ₃ ⁵																					
S ₃ ²⁷																					
S ₃ ³³																					
S ₃ ¹²⁰																					
S ₃ ⁹⁴																					
S ₃ ²⁹																					

Model 4		O ₀	O ₁	O ₂	O ₃	O ₄	O ₅	O ₆	O ₇	O ₈	O ₉	O ₁₀	O ₁₁	O ₁₂	O ₁₃	O ₁₄	O ₁₅	O ₁₆	O ₁₇	O ₁₈	
S ₄ ¹³⁶																					
S ₄ ⁷²																					
S ₄ ²⁶⁸																					
S ₄ ¹⁴⁴																					
S ₄ ²¹⁶																					
S ₄ ⁰																					
S ₄ ²⁷⁹																					
S ₄ ¹³²																					
S ₄ ¹⁸⁸																					
S ₄ ¹⁰²																					
S ₄ ¹³⁶																					
S ₄ ¹¹⁴																					
S ₄ ⁶¹																					

Model 5		O ₀	O ₁	O ₂	O ₃	O ₄	O ₅	O ₆	O ₇	O ₈	O ₉	O ₁₀	O ₁₁	O ₁₂	O ₁₃	O ₁₄	O ₁₅	O ₁₆	O ₁₇	O ₁₈	
S ₅ ²⁴⁰																					
S ₅ ²⁵³																					
S ₅ ²⁰¹																					
S ₅ ²⁴⁶																					
S ₅ ⁵																					
S ₅ ⁸¹																					
S ₅ ¹⁸⁰																					
S ₅ ³⁶																					
S ₅ ¹⁰²																					
S ₅ ¹⁵⁶																					
S ₅ ¹¹⁶																					

Model 6		O ₀	O ₁	O ₂	O ₃	O ₄	O ₅	O ₆	O ₇	O ₈	O ₉	O ₁₀	O ₁₁	O ₁₂	O ₁₃	O ₁₄	O ₁₅	O ₁₆	O ₁₇	O ₁₈	
S ₆ ⁹⁹																					
S ₆ ⁹⁶																					
S ₆ ¹⁵⁶																					
S ₆ ¹⁸⁰																					
S ₆ ²⁰⁷																					
S ₆ ⁵⁴																					
S ₆ ⁵																					
S ₆ ¹³⁸																					
S ₆ ²⁹⁴																					
S ₆ ²⁷																					
S ₆ ²¹⁶																					
S ₆ ²⁴⁸																					
S ₆ ¹²⁸																					
S ₆ ⁶⁶																					

□ : 불일치된 세그먼트 □ : 일치된 세그먼트
 ⊗ : 일치도가 가장 높은 선택된 세그먼트

그림 11. 그림 9 (a)에 대한 모델과의 비교과정
Fig. 11. Matching process for models in fig. 9 (a).

표 1은 그림 11의 과정에 의해 정합된 그림 2의 모델 3의 특징점과, 이에 대응되는 입력물체의 특징점 간의 회전정도와 가중치를 나타낸 것이다. 표 1에서 보는 바와 같이, 각 특징점에 대해 구해진 샘플값의 갯수는 동일한 특징점쌍에 대해서도, 특징점의 위치 변화에 의해 조금씩 달라짐으로 인해 이웃하는 특징점과의 약간의 대응됨을 알 수 있다. 그러나 이웃한 특징점과의 비교를 통해 구해진 회전정도에 대한 가중치는 극히 적으며, 따라서 전체적인 물체의 회전정도에 큰 영향을 미치지 않는다. 그림 12는 일치된 모델과 구해진 회전정도와 이동정도를 나타낸 것이다.

표 1. 일치된 특징점의 회전각과 가중치
Table 1. Rotational angle and weight of matched feature points

M_x	M_y	S_x	S_y	W	M_r	S_r
132	131	117	116	1	358.408806	243.434949
132	131	129	110	11	358.408806	209.357754
133	167	129	110	1	19.653824	209.357754
133	167	147	78	4	19.653824	233.130103
128	181	147	78	1	69.443955	233.130103
128	181	159	69	2	69.443955	299.054604
120	184	159	69	2	147.994617	299.054604
120	184	168	74	4	147.994617	4.398705
110	168	167	87	12	178.994617	30.465545
109	130	167	87	1	116.565051	30.465545
109	130	147	121	1	116.565051	345.963756
105	128	147	121	2	163.300756	345.963756
105	128	149	129	1	163.300756	18.434949
102	118	149	129	1	178.492564	18.434949
102	118	147	135	12	178.492564	28.495639
101	80	147	135	1	230.194429	28.495639
101	80	128	170	2	230.194429	71.565052
107	75	122	172	2	299.744881	125.537677
114	79	122	172	1	0.000000	125.537677
114	79	115	167	11	0.000000	210.256437
114	115	115	167	3	336.801409	210.256437
114	115	136	131	2	336.801409	180.000000
120	129	136	131	2	231.340192	180.000000
120	129	136	119	1	231.340192	90.000000
125	125	132	119	2	194.036244	45.000000
127	117	132	119	3	180.000000	45.000000

M_x : 모델 특징점의 x 좌표 M_y : 모델 특징점의 y 좌표
 S_x : 대상물체 특징점의 x 좌표 S_y : 대상물체 특징점의 y 좌표
 M_r : 모델 특징점의 회전각 S_r : 대상물체 특징점의 회전각
 W : 가중치(두 특징점내의 샘플 수)

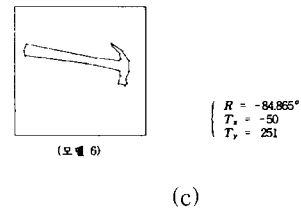
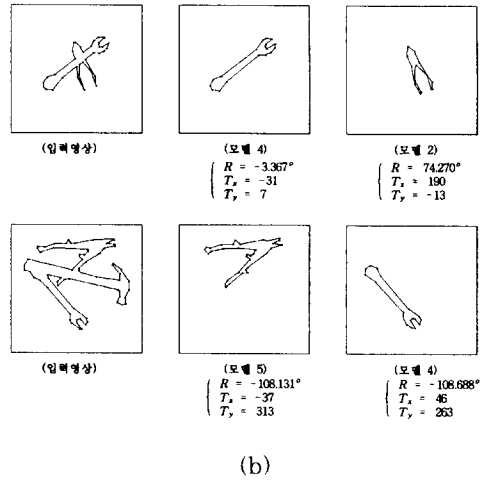
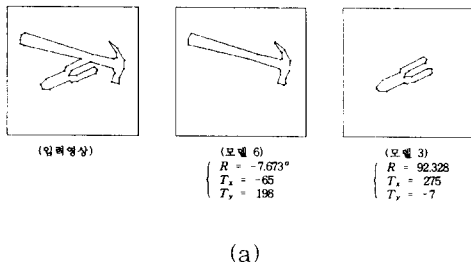


그림 12. 입력영상과 일치된 모델
Fig. 12. Input image and matched model.

IV. 결론

본 논문에서는 다각선 근사화를 통해 생성된 특징점들이 물체의 전체적인 윤곽선을 충실히 표현할 경우, 특징점의 위치변화에 영향을 받지 않는 물체 인식방법을 제안했다. 제안한 물체인식 방법은 다각선 근사화를 통해 얻어진 특징점을 1차원 함수 형태로 변환한 후, 샘플링을 통하여 최종적으로 샘플된 다각선 경계선 SPB로 물체를 표현하였다. 구해진 1차원 함수의 형태는 특징점의 위치보다는 윤곽선의 전체적인 모양에 의존하는 성질을 가지고 있다. 또한 겹쳐짐으로써 생기는 물체의 구조적 특성을 이용하여 대상물체에 대한 일련의 샘플열을 세그먼트로 구획화하여 불일치도를 계산하였다. 최종적인 물체의 인식은 각 세그먼트와 인접한 세그먼트의 불일치도에 따른 통합을 행한 후, 각 O에 대해 일치도가 가장 높은 S_i내의 세그먼트를 선택하였다. 일치된 세그먼트쌍으로부터 대응되는 특징점을 구하고, 특징점내의 샘플수를 가중치로 하여 모델의 회전각을 구하였다. 회전

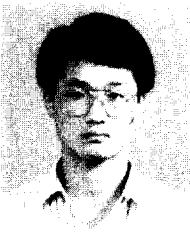
각에 의해 추정된 모델의 특징점의 변환좌표와 대상 물체의 특징점의 좌표차이를 통해 모델의 이동정도를 추정하였다.

구해진 SPB간의 비교시, 그 경우의 수가 많이 발생하므로, 이에 따른 적절한 탐색범위의 결정방법으로 비교시간의 감축이 앞으로 연구되어야 할 것으로 생각된다.

參 考 文 獻

- [1] Mark W. Koch and Rangasami L. Kashyap, "Using Polygons to Recognize and Locate Partially Occluded Objects", *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. PAMI-9, NO. 4, pp. 483~494, July 1987.
- [2] Jerry L. Turney, Trevor N. Mudge and Richard A. Volz, "Recognizing Partially Occluded Parts", *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. PAMI-7, NO. 4, pp.410~421, July 1985.
- [3] Fridtjof Stein and Gerard Medioni, "Structural Indexing: Efficient 2-D Object Recognition", *IEEE Trans. on PAMI*, Vol 14, NO. 12 pp. 1198~1204, Dec. 1992.
- [4] Maurice Maes, "Polygonal Shape Recognition Using String Matching Techniques", *Pattern Recognition*, Vol. 24, No.5, PP. 433~440, 1991.
- [5] K.E. Price, "Matching closed contours", *Proc. 7th Int. Conf. on Pattern Recognition*, pp 990~992, July-Aug. 1984.
- [6] Bir Bhanu and John C. Ming, "Recognition of Occluded Objects: A Cluster-Structure Algorithm", *Pattern Recognition*, Vol. 20, No. 2, pp. 199~211, 1987.
- [7] Hong-Chin Liu and Mandyam D. Srinath, "Partial Shape Classification Using Contour Matching in Distance Transformation", *IEEE Trans. on PAMI*, Vol.12, No.11 pp. 1072~1079, Nov. 1990.
- [8] Silvana Dellepiane, Giovanni Venturi and Gianni Vernazza, "Model Generation and Model Matching of Real Images by a Fuzzy approach", *Pattern Recognition* vol. 25, No. 2, pp. 115~137 1992.
- [9] S. Chaudhury, A.Acharyya and Subramanian, "Recognition of Occluded Objects with Heuristic Search", *Pattern Recognition*, Vol.23, No.6, pp.617~635, 1990.
- [10] Urs Ramer "An Iterative Procedure for the Polygonal Approximation of Plane Curves", *Computer Graphics and Image Processing*, 1972 pp. 244~256.

著 者 紹 介



金 性 魯(正會員)

1968年 12月 4日生.. 1992年 성균관대학교 정보공학과 졸업 (공학사). 1994년 성균관대학교 대학원 정보공학과 (공학석사). 1994년 ~ 현재 데이콤 연구원, 주관심 분야는 패턴인식, 영상처리 등임.



黃 順 子(正會員)

1954年 2月 27日生. 1977年 항공대학교 항공경영학과 졸업 (이학사). 1982년 연세대학교 산업대학원 전자계산학과 (공학석사). 1988년 독일 Konstanz Univ. 정보학과 졸업 (공학석사). 1991년 ~ 현재 성균관대학교 대학원 정보공학과 박사과정, 주관심 분야는 패턴인식, 인공지능 등임.

著者紹介



鄭宰泳(正會員)

1966年 11月 17日生. 1989年 성균관대학교 정보공학과 졸업 (공학사). 1993年 성균관대학교 대학원 정보공학과 (공학석사). 1993年 ~ 현재 성균관대학교 대학원 정보공학과 박사과정. 주관심 분야는 영상처리, 패턴인식 등임.



金文鉉(正會員)

1956年 1月 31日生. 1978年 서울대학교 전자공학과 졸업 (공학사). 1980年 한국과학기술원 전기 및 전자공학 석사 (공학석사). 1988年 University of Southern California 컴퓨터공학과 (공학박사). 1988年 ~ 현재 성균관대학교 정보공학과 부교수. 주관심 분야는 인공지능 등임.