

論文96-33B-5-9

다각형 세그먼트를 이용한 겹쳐진 물체의 인식 및 위치 추정

(Recognition and Positioning of Occluded Objects Using Polygon Segments)

丁鍾勉*, 文泳植*

(Jong Myeon Jeong and Young Shik Moon)

요 약

본 논문에서는 겹쳐져 있는 2차원 평면상의 물체를 인식하고 그 위치를 추정하기 위한 효과적인 알고리즘을 제안한다. 모델영상 및 입력영상은 다각형 근사화된 후 다각형의 특성함수(Shape Function)로 간략히 표현된다. 입력영상은 겹쳐짐이 생길 수 있는 점, 즉 오목한 꼭지점을 기준으로 몇 개의 부분영상으로 분할되며, 각각의 부분영상은 등록된 모델영상들과의 정합도를 계산함으로써 가장 잘 일치되는 모델을 찾는다. 정합의 척도로는 특성함수간의 최소 유클리디안 거리를 사용하는데, n 개의 꼭지점을 갖는 모델과 m 개의 꼭지점을 갖는 물체에 대하여 계산량이 $O(nm(n+m))$ 인 효율적인 알고리즘을 제시한다. 부분영상들에 대한 정합 결과는 이들 사이의 상호 조화도(Mutual Compatibility)를 근거로 하여 모델별로 분류되며, 분류된 부분영상에 대한 거리변환(Distance Transform)과 위치이동 벡터를 이용하여 입력영상에 대한 최종 인식결과를 추론한다. 제안된 인식 알고리즘은 물체의 위치이동이나 회전에 영향받지 않으며, 이는 여러 가지 영상에 대한 실험을 통하여 확인되었다.

Abstract

In this paper, an efficient algorithm for recognizing and positioning occluded objects in a two-dimensional plane is presented. Model objects and unknown input image are approximated by polygonal boundaries, which are compactly represented by shape functions of the polygons. The input image is partitioned into meaningful segments whose end points are at the locations of possible occlusion - *i.e.* at concave vertices. Each segment is matched against known model objects by calculating a matching measure, which is defined as the minimum Euclidean distance between the shape functions. An $O(nm(n+m))$ algorithm for computing the measure is presented, where n and m are the number of vertices for a model and an unknown object, respectively. Match results from partial segments are combined based on mutual compatibility, then are verified using distance transformation and translation vector to produce the final recognition. The proposed algorithm is invariant under translation and rotation of objects, which has been shown by experimental results.

1. 서 론

물체의 전체적인 특징을 이용하여 물체 인식의 문제를 해결하기 위해서는 물체의 전체적인 특성이 보존

되어야한다는 가정이 필요하다. 이러한 가정은, 전체적인 특성을 이용하여 물체를 인식하는 방법의 응용범위를 크게 제한하는 것으로서 많은 응용 현장에서는 이러한 가정이 만족되지 않는다. 그러므로, 전체적인 특징을 이용하여 물체를 인식하는 방법은 효율적인 비전 시스템의 구현을 위해서는 적절하지 못할 경우가 있으며 인식하고자 하는 물체가 어떤 이유로 인해 일부분이 가려지거나 없어져서 보이지 않을 경우에는 물체의

* 正會員, 漢陽大學校 電子計算學科

(Dept. of Computer Science & Eng., Hanyang University)

接受日字:1995年2月6日, 수정완료일:1996年4月24日

부분적인 특징을 이용해야 한다. 그러나 그 동안 많은 연구가^{[11]-[7]} 진행되었음에도 불구하고 인식하고자 하는 물체가 겹쳐지거나 일부가 왜곡됐을 경우에는 일반적으로 방대한 량의 계산이 필요하며 오인식률이 높아 실제 응용현장에서 활용하기에 어려움이 있었다.

Bhanu와 Faugeras는 물체 인식을 위해 relaxation labeling 방법을 사용하여 직선 세그먼트를 통합하였는데, 정합을 위한 계산량이 방대하였으며 첫 label의 선택에 따라 다른 결과가 나타날 수 있었다^[1]. Price는 모델과 입력영상에서 직선의 길이와 각도의 차이가 임계치보다 작으면 그 차이를 disparity array에 저장한 다음 이를 이용하여 정합을 수행하였다. 이 방법은 정합을 위한 계산이 단순하였지만 그 계산량이 방대하였으며 크기 변화에 대한 고려가 충분하지 못하여 오인식률이 높았다^[2]. Gorman 등은 물체를 퓨리에 계수를 이용하여 표현하고 이것을 이용해 세그먼트간 거리 테이블을 생성한 다음 dynamic programming 기법을 이용하여 모델과 입력영상 사이의 최단 거리를 구하였다. 퓨리에 계수를 이용한 이러한 접근 방법은 퓨리에 계수가 정규화 되어 표현되기 때문에 크기의 변화에 무관한 정합 결과를 얻을 수 있었으나 계산량이 많았다^[3]. Liu와 Srinath는 직선 세그먼트의 각도와 다음 직선과의 거리비를 계산하여 그 차이가 임계치 이하인 것을 SMR(Segment Match Record)에 저장한 다음 SMR에 저장된 것 중 연속적으로 가장 길게 정합 되는 것을 추출하여 회전, 크기변화, 물체의 이동에 관한 GMR(Group Match Record)을 계산하고 chamfer 3/4 알고리즘^{[10], [11]}을 이용한 distance transform을 수행하여 인식 결과를 추론하였다^[4].

이 방법은 계산이 단순하고 잡음에 민감하지 않으나 크기 변화에 대한 고려가 충분하지 않고 물체의 형태가 단순한 경우에는 적용하기 어려우며 겹쳐진 부분이 적을 경우에는 계산량이 증가하는 등 문제에 의존적(problem dependent)인 계산량을 필요로 한다. Ansari와 Delp는 물체의 landmark를 이용하여 조화 테이블을 생성한 다음 hopping dynamic programming 기법을 이용하여 정합을 수행하였다. 이 방법은 인식하고자 하는 물체가 복잡할 경우에도 좋은 결과를 보이거나 대체로 계산량이 많고, 문제 의존적이기 때문에 알고리즘의 효율을 분석하기 힘들다^[5]. 물체 경계선의 상호 관계벡터를 이용하거나^[6] SPB(Sampled Polygonal Boundary)를 이용하여^[7] 겹쳐진 물체를 인식

하는 방법도 제시되었는데, 인식하고자 하는 물체의 경계가 이상적일 경우에는 좋은 결과를 얻을 수 있지만, 잡음이 존재하거나 물체의 경계선이 곡선이어서 근사화된 다각형의 경계선에 오차가 발생할 경우에는 인식을 낮아지기 쉽다. 한편 Arkin 등은^[8] 다각형 근사화를 통해 입력 물체를 특성함수(Shape Function)로 표현하고 이 특성 함수를 정합에 이용하는 효율적인 알고리즘을 제시하였는데, 다각형을 표현하는 특성함수는 다각형의 각변의 길이를 정규화하여 구성하기 때문에 크기변화에 무관한 정합을 수행할 수 있다. 이 방법은 모델과 입력영상 사이의 critical event에 대해서만 정합을 수행하고도 최적의 정합값을 구할 수 있으며 각 critical event에 대한 최적의 회전각은 단 한번의 계산에 의해 결정되게 함으로써 기존의 방법에 비해 계산량을 크게 감소시켰다. 그러나 인식하고자 하는 물체에 겹쳐짐이 있을 경우에 다각형 둘레의 길이가 변하기 때문에 Arkin 등이 제안한 방법처럼 각 변의 정규화에 의한 불일치도 계산으로는 물체의 인식이 불가능하다.

본 논문에서는 겹쳐지지 않은 물체의 인식에 대한 Arkin 등의 방법을 겹쳐진 물체에 적용할 수 있도록 확장하고, distance transformation에 의한 후처리 검증 과정을 거치는 강건(robust)한 알고리즘을 제시한다. 인식하고자 하는 물체는 2차원 평면상의 물체로 제한하며 이들은 다각형 근사화된 후 각각 고유의 길이와 각도를 갖는 직선의 형태로 표현되어 물체의 특성함수를 구성한다. 인식하고자 하는 물체에 겹쳐짐이 일어났을 경우를 고려하기 위하여 입력영상을 일정한 규칙에 의해 여러 개의 부분영상으로 분할한 다음 각 부분의 특징이 모델의 특징과 얼마나 일치하는지를 계산한다. 부분영상에 대한 정합 결과들을 상호 조화도에 따라 통합하여 최종적인 검증과정을 거쳐 인식 여부를 결정한다. 본 논문의 II장에서는 제안하는 알고리즘을 설명하고 III장에서는 제안하는 알고리즘을 이용한 실험결과를 보이며, IV장에서 결론을 맺는다.

II. 제안하는 알고리즘

본 논문에서 제안하는 물체인식 방법은 크게 전처리 과정, 실제 정합을 수행하는 정합과정, 정합의 결과를 분류·검증하는 후처리 과정으로 이루어지며, 그림 1은 전체 알고리즘을 개략적으로 보이고 있다.

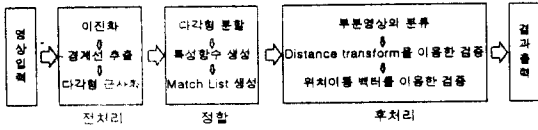


그림 1. 제안된 알고리즘의 블록도
Fig. 1. Block diagram of proposed algorithm.

1. 전처리

농담 영상으로 입력된 영상은 정합을 위하여 일련의 전처리 과정을 거친다. 먼저 이진화를 수행하여 경계선을 추출한 다음 Urs Ramer가 제안한 방법^[9]으로 다각형 근사화하여, 입력된 영상을 경계선의 특징점(dominant point)인 정점(vertex)들로 나타낸다. 다각형 근사화된 영상에 대하여 그 경계선을 추적하면서 추출된 임의의 한 정점과 바로 연속되어 나타나는 정점이 이루는 직선의 길이와 각도를 계산한다.

2. 정합

1) 특성함수 $\Theta(s)$ 의 구성과 영상의 분할

입력영상을 다각형 근사화한 다음 다각형 근사화된 점들의 리스트를 직선의 형태로 변환하여 직선의 길이 s 에 대한 기울기 θ 의 함수로 정의되는 특성 함수 $\Theta(s)$ 로 표현한다. 직선의 길이 s 에 대한 각도 θ 의 함수 $\Theta(s)$ 는 임의의 시작점 O 에서 반시계방향으로 경계선을 추적하며, 경계선이 왼쪽(반시계 방향)으로 돌면 $\Theta(s)$ 는 증가하고 오른쪽(시계 방향)으로 돌면 $\Theta(s)$ 는 감소한다. 시작점 O 에서부터 시작하여 다시 시작점으로 돌아 올 때까지의 길이 s 는 폐곡선의 둘레와 동일하며 다각형일 경우에는 원래 경계선의 길이 L 에 근사한다. 폐곡선의 경계선을 따라 1회 이상 반복하면서 계속 s 에 대한 $\Theta(s)$ 를 생성하면 s 는 개념적으로 $[0, \infty]$ 의 범위를 가지며 이에 대응하여 $\Theta(s)$ 의 범위도 무한대까지 증가할 수 있는데, 폐곡선의 시작점과 끝점 사이의 각도 차는 어떠한 경우에도 2π 만큼의 차이를 갖는다^[8]. 그림 2는 특성함수의 예를 나타내고 있다.

한편, 일반적으로 물체에서 겹쳐짐이 발생하는 부분은 오목한 꼭지점을 갖는다^[7]. 그러므로 본 논문에서는 입력영상을 겹쳐짐이 일어날 가능성이 있는 곳, 즉 오목한 꼭지점을 기준으로 분할하며 이런 곳은 특성함수에서 그 값이 감소한다. 본 논문에서는 동일한 물체에 속하는 꼭지점이 부분영상으로 분할되는 것을 막기

위해 특성함수 $\Theta(s)$ 의 값이 임계치이상 감소하는 곳을 기준으로 영상을 분할함으로써, 정합에 이용할 수 있는 의미 있는 부분영상들을 얻었다.

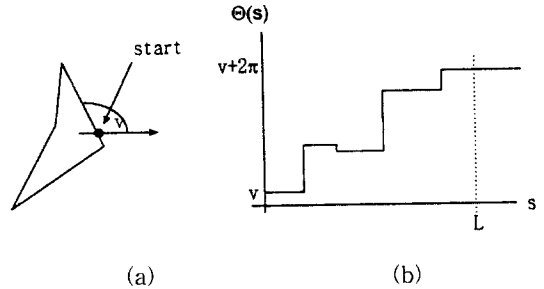


그림 2. 특성함수의 정의
Fig. 2. Definition of Shape Function.

2) 최적 정합값의 계산

(1) 정합의 계산식

물체의 겹쳐짐이 없는 경우, 모델 물체 A와 입력 물체 B와의 불일치도는 $\Theta_A(s)$ 와 $\Theta_B(s)$ 사이의 유클리디안 거리 $\delta_2(A, B)$ 를 이용하여 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\delta_2(A, B) = \|\Theta_A(s) - \Theta_B(s)\|_2 = \left(\frac{1}{L} \int_0^L |\Theta_A(s) - \Theta_B(s)|^2 ds \right)^{\frac{1}{2}}$$

물체 A의 시작점이 원래의 시작점으로부터 A의 경계선을 따라 t 만큼 이동하고 원래의 각도에서 θ 만큼 회전하게 되면 물체 A에 대한 원래의 특성함수 $\Theta_A(s)$ 는 $\Theta_A(s+t) + \theta$ 로 변하게 된다. 그러므로 물체의 겹쳐짐이 있는 경우, 시작점이 t 만큼 이동하고 θ 만큼 회전된 모델 물체 A와 세그먼트 B의 평균 유클리디안 거리는 다음과 같다.

$$\delta_2(A, B) = \left(\frac{1}{l} \int_0^l |\Theta_A(s+t) - \Theta_B(s) + \theta|^2 ds \right)^{\frac{1}{2}}$$

여기에서 $\Theta_B(s)$ 는 입력영상의 한 세그먼트에 대한 특성함수이며, l 은 이 세그먼트의 길이이다. 한편, 올바른 정합을 위해서는 가능한 모든 범위의 t 와 θ 에 대해 고려해야 한다. 그러므로 다각형 근사화를 수행할 때 시작점의 모든 변화와 물체의 모든 회전값을 고려한 최적의 평균 유클리디안 거리는 다음과 같이 평균 유클리디안 거리 중 최소값을 선택하는 것과 같으며, 이것은 모델물체 A와 세그먼트 B사이의 불일치도가 된다.

$$d_2(A, B) = \min_{\theta \in [0, 2\pi], t \in [0, L]} \left[\frac{1}{l} \int_0^l |\Theta_A(s+t) - \Theta_B(s) + \theta|^2 ds \right]^{\frac{1}{2}}$$

(2) Critical Event의 탐색

n 개의 꼭지점을 갖는 다각형 A와 m 개의 꼭지점을 갖는 다각형 B의 불일치도를 계산할 때 다각형 A의 특성함수 $\theta_A(s)$ 의 변곡점은 n 개로 예측할 수 있으며 다각형 B의 특성 함수 $\theta_B(s)$ 의 변곡점은 m 개로 예측할 수 있다. 물체 A와 물체 B의 정합을 위해 특성함수 $\theta_A(s)$ 의 시작점 변화를 고려하여 계속 $\theta_A(s+t)$ 로 이동시켜 나가면 $\theta_A(s)$ 의 변곡점이 $\theta_B(s)$ 의 변곡점에 대응되는 지점들이 존재하는데 이러한 변곡점에서 최적의 유클리디안 거리가 존재하는 것이 알려져 있다^[18].

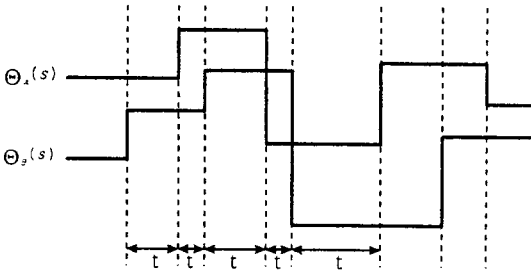


그림 3. Critical Event의 정의
Fig. 3. Definition of Critical Event.

이와 같이 함수 $\theta_A(s)$ 의 변곡점이 $\theta_B(s)$ 의 변곡점에 일치되는 곳을 critical event라고 정의한다(그림 3). 물체 A와 물체 B의 특성함수 $\theta_A(s)$, $\theta_B(s)$ 가 각각 n , m 개의 변곡점을 가지면 두 물체의 최적 유클리디안 거리 즉, 정합의 최소값은 nm 개의 critical event중에 존재하므로 정합은 다각형 상의 경계점에 대해 모든 시작점의 변화를 고려하지 않고 nm 개의 시작점의 변화만 고려하면 된다. 이와 같은 방법은 폐곡선의 모든 경계점을 이용하여 정합을 수행하는 것에 비해 계산상의 큰 이득을 얻을 수 있다.

(3) 최적 정합값과 회전각

불일치도를 최소화하는 최적 시작점의 위치는 critical event 중의 하나임을 앞에서 기술하였다. 다음은 주어진 시작점에 대하여 불일치도를 최소화하는 회전각을 찾는 방법에 대해 설명한다.

주어진 t 값에 대하여 $\int_0^t (\theta_A(s+t) - \theta_B(s) + \theta)^2 ds$ 의 값을 최소화시키는 최적의 θ 를 찾기 위해 $h(t, \theta) = \int_0^t (\theta_A(s+t) - \theta_B(s) + \theta)^2 ds$ 라고 하면

$$h(t, \theta) = \int_0^t (\theta_A(s+t) - \theta_B(s) + \theta)^2 ds$$

$$= \int_0^t ((\theta_A(s+t) - \theta_B(s))^2 + 2\theta(\theta_A(s+t) - \theta_B(s)) + \theta^2) ds$$

이다. t 값이 주어진 경우 $h(t, \theta)$ 는 θ 의 함수이므로 $h(t, \theta)$ 를 θ 에 대해 미분하면

$$\frac{\partial h}{\partial \theta} = 2t\theta + 2 \int_0^t (\theta_A(s+t) - \theta_B(s)) ds$$

가 되며, 이때 최적의 회전각은 $\frac{\partial h}{\partial \theta} = 0$ 이어야 하므로 최적의 회전각 θ^* 는

$$\theta^* = -\frac{1}{t} \int_0^t (\theta_A(s+t) - \theta_B(s)) ds = \frac{1}{t} \int_0^t (\theta_B(s) - \theta_A(s+t)) ds$$

이 된다. 그러므로 최적 유클리디안 거리의 제곱 $d_2^2 [A, B]$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} d_2^2 [A, B] &= \min_{t \in [0, L]} \left[\frac{1}{t} \int_0^t (\theta_A(s+t) - \theta_B(s) + \theta^*)^2 ds \right] \\ &= \min_{t \in [0, L]} \left[\frac{1}{t} \int_0^t ((\theta_A(s+t) - \theta_B(s))^2 - 2\theta^*(\theta_A(s+t) - \theta_B(s)) + \theta^{*2}) ds \right] \\ &= \min_{t \in [0, L]} \left[\frac{1}{t} \int_0^t (\theta_A(s+t) - \theta_B(s))^2 ds - 2\theta^* - \theta^{*2} \right] \\ &= \min_{t \in [0, L]} \left[\frac{1}{t} \int_0^t (\theta_A(s+t) - \theta_B(s))^2 ds - \theta^* \right] \end{aligned}$$

즉, n 개의 꼭지점을 갖는 모델 물체 A와 m 개의 꼭지점을 갖는 입력영상 B를 부분영상으로 분할하지 않고 위의 식에 의해 전체적인 정합을 수행하면 critical event를 탐색하는데 nm 번의 계산이 필요하며 각 critical event에 대한 최적의 회전각을 계산하는데 $n+m$ 번의 계산량이 필요하다. 그러므로 겹쳐짐이 없을 경우의 정합 즉, 입력영상을 부분영상으로 분할하지 않은 경우에는 정합에 필요한 총 계산량은 $O(nm(n+m))$ 이다. 한편, 겹쳐진 영상에 대해서는 입력 영상을 분할해야 하는데 입력영상 B의 부분영상 중 임의의 부분영상 B_k 가 m_k 개의 꼭지점을 포함한다고 가정하면 모델 A와 부분영상 B_k 를 정합 하는데 필요한 계산량은 $O(nm_k(n+m_k))$ 이다. 그러므로 입력영상 B가 k 개의 부분영상으로 분할된다고 가정하면 모델 A와 입력영상 B와의 정합에 필요한 총 계산량은 다음과 같이 유도될 수 있다.

$$\begin{aligned} &O(nm_1(n+m_1) + nm_2(n+m_2) + \dots + nm_k(n+m_k)) \\ &= O(n^2(m_1 + m_2 + \dots + m_k) + n(m_1^2 + m_2^2 + \dots + m_k^2)) \\ &\leq O(n^2m + nm^2) = O(nm(n+m)) \end{aligned}$$

그러므로 본 논문에서 제안하는 알고리즘을 계산하

기 위해서 최대 $O(nm(n+m))$ 의 계산량이 필요하다.

3. 부분영상의 통합

1) 통합의 조건

입력영상에 대해 각 부분으로 분할된 여러 개의 영상들 중에서 선분을 2개 이상 포함하는 부분영상들의 불일치도를 계산하여 불일치도가 임계치 이하인 부분영상과 그에 대응하는 모델들을 ML(Match List)에 저장한다. ML은 모델과 부분영상의 일련 번호, 불일치도, 부분영상의 회전 정도, 시작점의 변화 등 모델과 부분영상들의 모든 것을 관리하며, ML에 저장된 모델과 그에 대응하는 부분영상은 서로 비슷한 형상을 갖는다.

ML에 저장되어 있는 부분영상들 중 모델에 일치하는 부분영상들을 판별하기 위하여 먼저 ML에 저장되어 있는 각 모델들에 대한 기준영상 2개를 선택하는데 임의의 모델에 대응하는 부분영상들 중 꼭지점을 가장 많이 포함하고, 경계선의 길이가 가장 긴 부분영상을 기준영상으로 먼저 선택한다. 동일한 모델에 속하는 부분영상들은 모델로부터의 회전각이 서로 같아야 하므로 나머지 기준영상의 선택은 이미 선택된 기준영상과 나머지 부분영상들을 한 개씩 쌍을 지어서 회전각의 차 $diff$ 를 계산한 다음, 차이가 최소인 부분영상을 선택하면 된다. 회전각의 차 $diff$ 는 각 물체에 대한 부분영상 사이의 상호 조화도의 척도로 사용되며 다음과 같이 계산된다.

$$diff = |\theta_1 - \theta_2| \quad \theta_{ave} = \frac{\theta_1 + \theta_2}{2}$$

여기에서 θ_1 과 θ_2 는 각각 두 기준영상의 회전각이고 θ_{ave} 는 두 기준영상의 평균 회전각이다. 물체의 통합은 기준영상으로 선택된 두 세그먼트의 평균회전각 θ_{ave} 를 이용하여 각 부분영상들의 회전각을 검사함으로써 수행된다. 그러나 임의의 부분영상과 비슷한 형상을 갖는 모델이 2개 이상 존재할 경우에는 한 개의 부분영상이 2개 이상의 모델에 공동으로 포함되어 있을 수 있다. 이러한 경우는 입력영상을 몇 개의 부분으로 분할하여 계산을 수행하기 때문에 발생하는 것으로서 오인식의 원인이 된다. 그러므로 올바른 통합을 위해서는 ML에 저장되어 있는 각 모델에 대한 부분영상들 중 상호 조화되는 부분영상들을 골라내야 한다.

2) 검증

본 논문에서 제안하고 있는 상호 조화도를 이용하여

부분영상을 통합하는 알고리즘은 모델영상의 부분적인 형상이 대칭 성분을 갖지 않은 독특한 모양을 가질 경우에는 좋은 인식률을 보이지만, 부분적으로 대칭적인 구조를 갖거나 비슷한 부분영상을 포함하는 영상에서는 인식률이 떨어질 수 있다.

이를 보완하기 위하여 G. Borgerfors가 제안한 distance transform^{[10],[11]}과 각 모델에서 상호 조화되는 부분영상들의 위치이동 벡터를 이용하여 각 모델에 일치되는 부분영상들을 검증하며 이를 이용하여 최종적으로 인식여부를 결정한다. 먼저, 상호 조화되는 부분영상을 가지는 모델을 다각형 근사화한 후 다각형 영상을 distance transform하여 모델의 거리영상을 얻고 ML에 저장되어 있는 부분영상의 회전각 θ 과 위치이동 벡터 $TR(x, y)$ 을 이용하여 부분영상을 모델의 거리영상 위에 매핑 한다. 그런 후, 부분영상의 경계선을 추적하면서 모델의 거리영상과의 RMS(Root Mean Square)를 계산한다. RMS의 값이 임계치 이상일 경우에는 부분영상과 그에 대응하는 모델영상이 오인식된 것이다. 또한 동일한 모델에 일치되는 부분영상들은 그 회전각뿐만 아니라 위치이동 벡터도 같아야 하므로 두 기준영상의 위치이동 벡터의 평균 $TR(x_{ave}, y_{ave})$ 을 다음과 같이 계산하여 위치이동 벡터의 기준으로 삼고 모델에 일치되는 부분영상들의 위치이동 벡터와 비교하여 그 유클리디안 거리 D 가 임계치보다 크면 부분영상과 그에 대응하는 모델영상이 오인식된 것이다.

$$x_{ave} = \frac{tr_{x1} + tr_{x2}}{2} \quad y_{ave} = \frac{tr_{y1} + tr_{y2}}{2}$$

$$D = \sqrt{(x_{ave} - tr_{x1})^2 + (y_{ave} - tr_{y1})^2}$$

여기에서 tr_{x1} , tr_{x2} , tr_{y1} , tr_{y2} 는 두 기준영상의 x , y 위치이동 벡터이다.

Distance transform과 위치이동 벡터를 이용하여 정합 결과를 검증하는 과정을 포함한 영상의 통합·검증의 개략적인 과정은 다음과 같이 기술할 수 있다.

- (1) 각 모델의 기준영상을 찾아 기준영상의 평균 회전각 θ_{ave} 과 회전각의 차 $diff$ 를 계산한다.
- (2) $diff$ 가 최저인 모델을 선택하여
 - ① 선택된 모델의 다각형 영상에 대하여 distance transform을 수행한다.
 - ② 각 부분영상들의 회전각 θ_i 와 기준영상의 평균

회전각 θ_{ave} 을 비교하여 다음의 조건을 만족하는 부분영상들을 상호 조화하는 부분영상으로 선택하여 저장한다.

$$|\theta_{ave} - \theta_i| < TH_{rot}$$

여기에서, TH_{rot} 는 임계값이다.

- ③ ②항에서 선택된 영상들과 그에 대응하는 모델의 회전과 위치이동 벡터를 이용하여 ①항에서 구한 거리영상과의 RMS를 계산한다.
- ④ RMS가 임계치 이상이면 ②항에서 저장한 리스트에서 해당 부분영상을 제거하고 RMS가 임계치 이하인 부분영상들만 저장한다.
- ⑤ RMS가 임계치 이하인 부분영상들 중 길이가 가장 긴 부분영상을 기준영상으로 먼저 선택하고 이것과 위치이동 벡터의 유클리디안 거리가 가장 작은 부분영상을 나머지 기준영상으로 선택하여 두 부분영상의 위치이동 벡터의 평균 $TR(x_{ave}, y_{ave})$ 을 구한다.
- ⑥ ④항에서 저장되어 있는 부분영상들의 위치이동 벡터와 ⑤항의 위치이동 벡터의 평균과의 유클리디안 거리 D 를 계산하여 다음의 조건을 만족하면 ④항의 리스트에서 제거하고 임계치 이하이면 최종적인 "일치" 판정을 하고 그 부분영상을 다른 모델의 ML에서 제거한다.

$$D < TH_{tr}$$

단, 여기에서 TH_{tr} 은 임계값이다.

- (3) 두 개의 기준영상을 찾을 수 없을 때까지 (1)항부터 반복한다.

III. 실험 결과

본 논문에서 제안한 알고리즘의 타당성을 입증하기 위해 여러 가지 공구영상들을 이용하여 실험을 하였다. 실험에 사용된 시스템은 SUN SPARC Classic이며 OSF/MOTIF 환경에서 알고리즘을 구현하였다. 입력 영상은 TARGA+를 채용한 TRUEVISION 시스템을 통해 얻은 256 x 256 크기의 영상으로서 256단계의 농담값을 갖는다. 그림 4는 실험에 사용된 모델 영상들 보이고 있으며, 이들은 산업현장에서 사용되는 공구들로서 각각 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7의 일련번호를 갖는다. 등록된 공구들은 상호 유사한 부분 형상을 많이 포함

하고 있으므로, 이들이 겹쳐질 경우 오인식을 발생할 확률이 높다는 점을 유의할 필요가 있다.

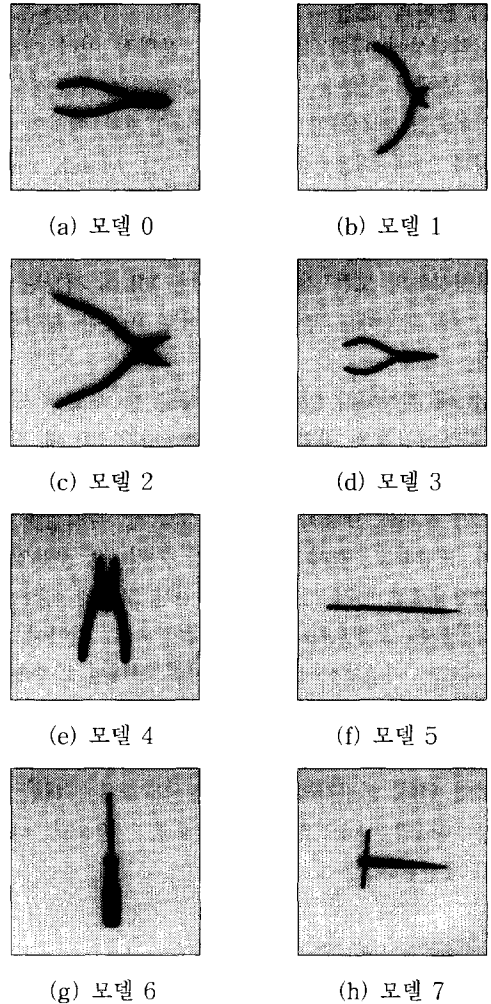


그림 4. 모델영상
Fig. 4. Model images.

그림 5는 실험에 사용된 모델들에 대한 다각형 근사화를 수행한 결과이다. 다각형 근사화된 모델영상들은 다각형을 구성하는 직선 성분들의 기울기와 직선의 길이로 표현되어 특성함수를 생성하며 정합을 위한 데이터베이스로 저장된다.

입력된 미지의 영상으로부터 경계선을 구하기 위해서 먼저 이진화를 수행하여 배경과 물체를 구분한 후 물체에 속하는 모든 화소들에 대해 경계선 조건을 검사하였으며 그 결과 얻어진 경계선 영상을 다각형 근사화 하였다.

그림 6은 그 과정을 보이고 있다.

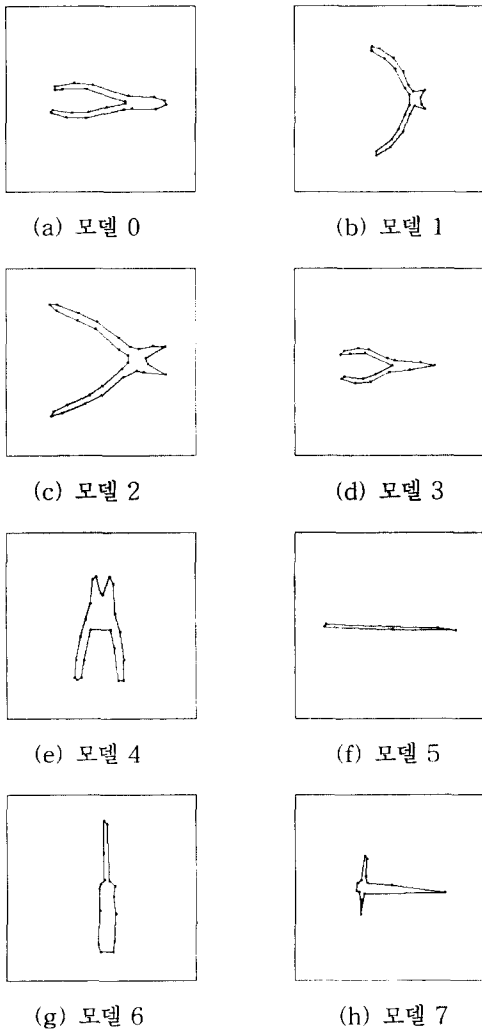


그림 5. 모델영상에 대한 다각형 근사화 결과
Fig. 5. Polygon approximation of model images.



(a) 입력영상 (b) 경계선 추출 (c) 다각형 근사화
그림 6. 입력영상에 대한 다각형 근사화의 결과
Fig. 6. Polygon approximation of input image.

입력영상은 겹쳐짐을 고려하기 위하여 몇 개의 부분 영상들로 분할된 후 각 부분영상에 대한 특성함수를 생성한다. 표 1은 그림 6에서 다각형 근사화된 영상을 오목한 정점을 기준으로 여러 개의 부분영상으로 분할

하여 그 중 특징점의 갯수가 3개 이상인 의미 있는 부분영상들의 특성함수이다.

표 1. 입력영상에 대한 부분영상의 특성함수
Table 1. Shape functions for partial segments of input image.

Segment 0		Segment 2	
Length	Angle	Length	Angle
32.01	0.03	23.34	0.75
37.40	0.38	51.23	3.39
66.55	2.75	62.89	3.68
Segment 5		Segment 6	
Length	Angle	Length	Angle
11.40	0.90		
48.60	0.63		
86.08	0.76	32.28	2.85
97.48	1.83	66.80	2.96
107.33	2.72	83.92	3.02
129.54	3.76	92.40	5.49
164.19	3.90	143.60	6.06
190.44	3.84	164.19	5.77
198.93	3.92		
203.40	4.24		
Segment 7		Segment 10	
Length	Angle	Length	Angle
72.24	3.86	18.43	4.00
78.33	6.44	60.45	4.04
149.73	6.92	82.65	3.76
		103.46	3.75
		125.39	3.89
		128.55	5.03
		137.50	6.74
		164.96	6.86
		192.97	6.89
34.00	5.79	225.53	7.11
41.81	5.58	248.96	7.15
		262.85	6.81

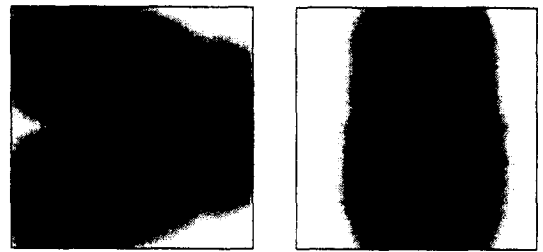
표 1의 입력영상에 대한 부분영상의 특성함수 중 각 모델과 일치되는 부분영상들의 리스트가 표 2에 있다. 표 2를 생성하기 위한 임계치는 여러 차례의 실험을 통하여 적합도를 관측한 결과 0.1 내외의 값이 타당하다는 것을 확인하였다. 최종 인식 결과를 추론하기 위하여 각 모델에 속한 부분영상들의 상호 조화도를 이용하여 일치 가능성이 있는 부분영상들을 분류하는데, 표 2와 같이 상호 조화도에 의해 서로 일치되는 부분 영상들은 모델 2와 6임을 알 수 있다. 그러므로 최종적인 인식을 위한 검증은 모델 2와 6에 대하여 수행한다. 모델 2와 6에 대한 distance transform의 결과를 농담값으로 표시한 것이 그림 7에 있는데 그림 7의 거리 영상 위에 모델 2와 6에 분류된 부분영상들을 차례로 매핑시킨 다음 부분 영상들과 모델과의 RMS를 계산하여 일치여부를 결정한다. Distance transform에서

RMS는 두 영상의 경계선이 평균적으로 떨어져 있는 정도를 의미하므로 검증 단계에서 부분영상과 모델사이에 존재할 수 있는 오차의 한계를 RMS의 임계치로 사용한다. 여기에서 일치여부를 결정하기 위한 RMS의 임계값은 올바른 정합이었을 경우 RMS가 대부분 3 미만인데 비해 일치하지 않을 때의 RMS는 대부분 10 이상으로서 서로 큰 차이를 보이며, 본 논문에서는 RMS 값 3.0을 임계값으로 사용하였다. 여기에서 위치 이동 벡터는 모델영상과 부분영상 사이의 시작점의 변화 t 를 이용하여 쉽게 계산할 수 있다.

표 2. 각 모델에 대해 일치되는 부분영상
Table 2. Partial segments matched to each model.

Model ID.	Segment ID.	No. of Vertices	Match	Rotation Angle(rad.)	Length
0	0	4	0.09	1.27	68.59
0	2	3	0.07	1.95	62.18
0	6	8	0.05	4.50	164.65
0	7	3	0.05	5.41	148.94
0	8	2	0.00	1.09	41.20
0	10	11	0.07	2.26	262.75
1	2	3	0.09	2.81	62.18
1	6	8	0.06	5.41	164.65
1	7	3	0.06	0.04	148.94
1	8	2	0.00	5.35	41.20
2	0	4	0.03	4.84	68.59
2	2	3	0.01	4.94	62.18
2	6	8	0.02	4.93	164.65
2	7	3	0.01	5.85	148.94
2	8	2	0.00	4.95	41.20
2	10	11	0.02	4.91	262.75
3	0	4	0.01	4.53	68.59
3	2	3	0.01	5.25	62.18
3	6	8	0.06	1.30	164.65
3	7	3	0.05	2.26	148.94
3	8	2	0.00	1.20	41.20
4	2	3	0.02	0.48	62.18
4	6	8	0.09	6.23	164.65
4	7	3	0.05	0.47	148.94
4	8	2	0.00	5.91	41.20
5	0	4	0.05	4.47	68.59
5	2	3	0.04	5.16	62.18
5	6	8	0.02	1.27	164.65
5	7	3	0.01	2.20	148.94
5	8	2	0.00	4.17	41.20
5	10	11	0.03	5.41	262.75
6	0	4	0.07	6.17	68.59
6	2	3	0.05	0.58	62.18
6	5	10	0.04	3.80	204.20
6	6	8	0.04	2.91	164.65
6	7	3	0.00	3.86	148.94
6	8	2	0.00	5.75	41.20
6	10	11	0.07	3.89	262.75
7	0	4	0.04	4.46	68.59
7	2	3	0.03	5.17	62.19
7	6	8	0.02	1.25	164.65
7	7	3	0.01	2.18	148.94
7	8	2	0.00	4.07	41.20

상호 조화도를 이용하여 일치 가능성이 있는 부분영상을 분류한 결과와 이에 대한 RMS가 표 3에 있다. 이 예에서는 RMS의 값이 모두 작게 나타나므로 모든 부분영상이 올바르게 분류되었음을 알 수 있다. 표 3의 결과를 최종적으로 위치이동 벡터를 이용하여 검증한 최종 결과는 그림 8과 같다. 또한, 제안된 인식 알고리즘의 타당성을 입증하기 위하여 여러 가지 입력영상에 대해 실험해 보았으며 그 결과는 그림 9, 10에 나타났다.



(a) 모델 2 (b) 모델 6

그림 7. 모델 2와 모델 6에 대한 Distance transformation

Fig. 7. Distance transformation of model 2 and 6.

표 3. 회전각을 이용한 부분영상의 분류와 RMS

Table 3. Shape classification with rotation angle and its RMS.

Model	Segment ID	RMS
2	0	0.62
2	2	1.04
2	6	1.97
2	8	0.60
2	10	0.87
6	5	2.05
6	7	1.03

model	translation	rotation (Rad.)
2	(-8, -5)	4.91
6	(-2, 43)	3.83

(a) 모델 2 (b) 모델 6 (c) 회전 및 위치이동

그림 8. 최종 인식결과
Fig. 8. Final recognition.

IV. 결론

본 논문에서는 인식하고자 하는 물체가 부분적으로 겹쳐지거나 왜곡되었을 경우 이를 효과적으로 극복할 수 있는 알고리즘을 제안하였다. 모델로 저장되어있는 영상과 입력영상들은 다각형 근사화된 후 변의 길이에 대한 각도의 함수인 특성함수로 표현되며 물체의 인식은 모델과 입력영상의 특성함수 사이의 최소 유클리디안 거리를 측정함으로써 수행된다. 입력영상은 물체의 겹쳐짐이 발생할 수 있는 오목한 꼭지점을 기준으로 하여 몇 개의 부분영상으로 나누어 정합정도가 계산된다.

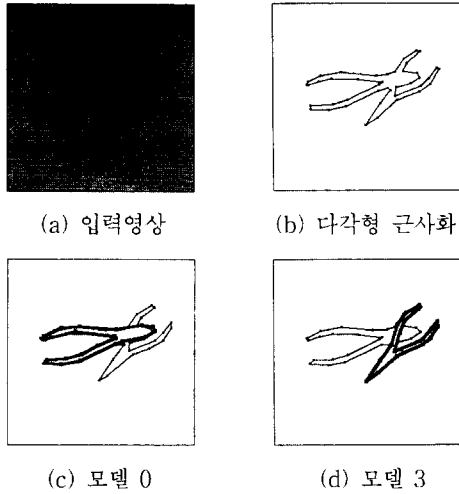
n 개의 꼭지점을 가진 모델과 m 개의 꼭지점을 가진 물체와의 정합을 수행하기 위해 필요한 계산량은 $O(nm(n+m))$ 이다.

부분영상들에 대한 정합 결과들은 상호 조화도를 고려하여 통합된 후, distance transform과 위치이동 벡터를 이용한 검증과정을 거쳐 최종 인식 결과를 얻었다.

또한 알고리즘의 타당성을 입증하기 위하여 다양한 물체를 대상으로 실험을 하였으며 그 결과, 본 알고리즘은 모델물체들의 부분적인 형상이 비슷할 경우에도 위치이동이나 회전에 영향을 받지 않는 효율적인 기법임을 확인하였다.

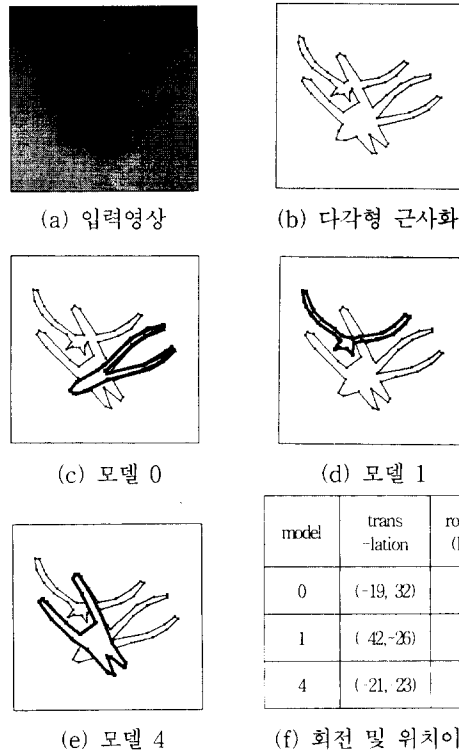
물체의 형태가 대칭적일 경우에는 인식에 실패한 경우가 있었다. 그 원인은 입력영상을 부분영상으로 분할하여 계산하기 때문에, 입력영상이 대칭적일 경우에는 한 개의 부분영상과 유사한 형상이 동일 모델에서 나타나며 이럴 경우 부분영상의 회전각을 예측하기 힘들고 결국, 최종적으로 일치여부를 판별할 때 다른 부분 영상들과의 상호 조화도가 낮게 나타남으로써 발생한다.

또한 물체의 경계선이 오목점과 볼록점이 번갈아 나타나며 극단적으로 복잡할 경우에는 겹쳐진 물체의 구조적 특징을 이용하여 영상을 분할하기 어렵다. 그러므로 제안한 알고리즘의 응용범위를 보다 넓히기 위해서는 입력영상을 분할하는 기법과 정합된 영상들을 통합하는 기법들에 대한 연구가 더 필요하다. 제안한 알고리즘을 크기 변화에 무관하게 확장하기 위해서는 두 직선 세그먼트의 길이비와 그것이 이루는 내각을 계산하여 정합에 이용하는 방법이 있을 수 있는데, 이것에 대한 연구도 향후 계속되어야 할 것이다.



model	translation	rotation (Rad.)
0	(19, -14)	6.06
3	(0, 44)	2.32

(e) 회전 및 위치이동
그림 9. 다른 입력 영상에 대한 실험 결과
Fig. 9. Another example with 2 objects.



model	trans-lation	rotation (Rad.)
0	(-19, 32)	2.59
1	(42, -26)	1.84
4	(-21, 23)	2.48

(f) 회전 및 위치이동
그림 10. 세 개의 물체가 겹쳐진 경우의 실험 결과
Fig. 10. Example with 3 objects.

참 고 문 헌

- [1] B. Bhanu and O. D. Faugeras, "Shape Matching of Two-Dimensional Objects", *IEEE Trans. PAMI.*, No. 2, pp. 137-155, March 1984.
- [2] K. E. Price, "Matching Closed Contours", in *Proc. 7th Int. Conf. Pattern Recognition*, Montreal, P.Q., Canada, pp. 990-992, 1984.
- [3] J. W. Gorman, O. R. Mitchell, F. P. Kuhl, "Partial Shape Recognition Using Dynamic Programming", *IEEE Trans. PAMI.*, Vol. 10, No. 2, pp. 257-266, March, 1988.
- [4] H. C. Liu, M. D. Srinath, "Partial Shape Classification Using Contour Matching in Distance Transformation," *IEEE Trans. PAMI.*, Vol. 12, No. 11, pp. 1072-1079, November, 1990.
- [5] N. Ansari, E. J. Delp, "Partial Shape Recognition : A Landmark-Based Approach", *IEEE Trans. PAMI.*, Vol. 12, No. 5, pp. 470-483, May, 1990.
- [6] 한동일, 변증남, "상호관계 벡터를 이용한 이차원의 가려진 물체인식", *전자공학회논문지*, Vol. 31, No. 7, pp. 108-118, 1994년 7월
- [7] 김성로, 황순자, 정재영, 김문현, "Segment에 근거한 부분적으로 가려진 2차원 물체인식", *전자공학회논문지*, Vol. 31, No. 8, pp. 119-128, 1994년 8월
- [8] E. M. Arkin, L. P. Chew, D. P. Huttenlocher, K. Kedem, J. S. B. Mitchell, "An Efficiently Computable Metric for Comparing Polygonal Shapes", *IEEE Trans. PAMI.*, Vol. 13, No. 3, pp. 209-216, March, 1991.
- [9] Urs Ramer, "An Iterative Procedure for the Polygonal Approximation of Plane Curves", *Computer Vision Graphics and Image Processing*, pp. 244-256, 1972.
- [10] G. Borgefors, "Hierarchical Chamfer Matching : A Parametric Edge Matching Algorithm", *IEEE Trans. PAMI.*, Vol. 10, No. 6, pp. 849-865, November, 1988.
- [11] G. Borgefors, "Distance Transformations in Digital Images", *Computer Vision Graphics and Image Processing*, No. 34, pp. 334-371, 1986.

저 자 소 개



丁鍾勉(正會員)

1967년 11월 27일생. 1992년 2월 한양대학교 전자계산학과 졸업(학사). 1994년 8월 한양대학교 대학원 전자계산학과 졸업(석사). 1995년 3월 ~ 현재 한양대학교 대학원 전자계산학과 박사과정

재학중. 주관심분야는 컴퓨터 비전, 동영상 해석, 가상 현실 등



文泳植(正會員)

1957년 6월 6일생. 1980년 2월 서울대학교 전자공학과 졸업(학사). 1982년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사). 1990년 6월 미국 캘리포니아 주립대 전기 및 컴퓨터공학과 졸업(박사). 1982년 3월 ~

1985년 2월 한국전자통신연구소 연구원. 1989년 8월 ~ 1990년 11월 InnoVision Medical(미국) 선임연구원. 1990년 12월 ~ 1992년 2월 생산기술연구원 선임연구원. 1992년 ~ 현재 한양대학교 전자계산학과 조교수. 주관심분야는 컴퓨터 비전, 패턴 인식, 실시간 처리 등