Signature 기반의 겹쳐진 원형 물체 검출 및 인식 기법

Detection and Recognition of Overlapped Circular Objects based a Signature Representation Scheme

박 상 범, 한 헌 수, 한 영 준*
(SangBum Park, Hernsoo Hahn, and Youngjoon Han)

Abstract : This paper proposes a new algorithm for detecting and recognizing overlapped objects among a stack of arbitrarily located objects using a signature representation scheme. The proposed algorithm consists of two processes of detecting overlap of objects and of determining the boundary between overlapping objects. To determine overlap of objects, in the first step, the edge image of object region is extracted and those areas in the object region are considered as the object areas if an area is surrounded by a closed edge. For each object, its signature image is constructed by measuring the distances of those edge points from the center of the object, along the angle axis, which are located at every angle with reference to the center of the object. When an object is not overlapped, its features which consist of the positions and angles of outstanding points in the signature are searched in the database to find its corresponding model. When an object is overlapped, its features are partially matched with those object models among which the best matching model is selected as the corresponding model. The boundary among the overlapping objects is determined by projecting the signature to the original image. The performance of the proposed algorithm has been tested with the task of picking the top or non-overlapped object from a stack of arbitrarily located objects. In the experiment, a recognition rate of 98% has been achieved.

Keywords : bin-picking, signature, contour tracing, object detection, object recognition

I. 서론

3차원 물체의 인식에서 부분적으로 겹쳐진 물체의 인식은 지능시스템 구현에 있어서 매우 중요한 과제이다. 하나의 카메라를 이용한 대부분의 3차원 물체인식은 2차원 영상의 경계선 정보를 이용하는 방법을 주로 사용하고 있다[1-4]. 특히 Kirkegaard[5]는 물체들이 부분적으로 겹쳐진 경우, 2차원 영상의 경계선 정보로부터 추출한 국부 특징을 모델 물체와 비교하여 입력영상의 겹쳐짐을 판단하거나, 물체가 겹쳐졌다고 가정한 상태에서 입력영상을 가리는 물체와 가려진 물체로 분리하는 방법을 이용하고 있다. 첫 번째 방법에서처럼 입력 물체의 겹쳐짐의 여부와 관계없이 정합이 이루어지는 경우 정합과정에서 특정모델과의 정합이 어려울 뿐만 아니라 모든 모델과 정합해야하므로 정합에 필요한 시간이 길어지게 되며, 정합과정이 끝나야만 겹쳐짐을 판단할 수 있게 된다. 이는 정합을 위한 비교횟수를 증가시킬 뿐만 아니라 부분적인 정보만을 이용함으로써 부정확한 정합 결과를 초래할 수 있다. 따라서 두 번째 방법에서처럼 물체가 겹쳐졌다고 미리 가정하는 것은 좀 더 일반적인 물체 인식을 위해서 바람직하지 않다. 이와 같이 물체 인식에 수반되는 겹쳐진 물체 처리를 위한 바람직한 방법은 물체 인식 과정을 수행하기 이전에 입력영상의 정보를 최대한 이용하여 입력 영상의 겹쳐짐의 여부를 판단하여 각 물체의 정합을 위한 정보를 좀 더 정확하게 얻음으로써 좀 더 정확한 물체 인식을 수행하는 방법이 될 것이다. 이를 위해 Ghita[6]는 초첨함수를 이용하여 공간상의 3차원 지도를 생성함으로써 대상물체의 공간상의 위치정보를 획득하였다. Kristensen[7]은 flash laser가 장착된 solid state range camera를 이용하여 flash laser에 의해 카메라에 수직인 면에 대한 구별이 용이한 거리영상을 얻고, 이에 영역기반 분할을 수행하여 3차원 공간상의 면배치를 통해 대상 물체에 대한 3차원 정보를 획득하였다. 그러나, 이들은 H/W 의존적인 기법들이기 때문에 시간적인 제약과 경제적인 부담을 가중시키게 된다.

본 논문에서는 이와 같이 기존의 방법들이 갖고 있는 문제들을 해결할 수 있는 2차원 영상 정보를 기반으로 signature를 생성하고, 이를 이용하여 물체를 인식하여 물체의 겹쳐짐 정보를 파악하는 알고리즘을 제안한다. 제안하는 방법은 모델에 대한 외곽선 특징과 내부 특징 정보를 DB로 구축하고, 측정물체에 대한 특징 정보와 비교하고 정합도를 판단하여 대상 물체를 인식하며, 경계선 정보를 이용하여 대상 물체의 겹쳐짐 여부를 판단한다. 이를 위해서 실세계 공간에서의 에지 정보가 유실되었거나 잡음을 포함하고 있기 때문에 이러한 보상을 위한 경계선 추적(contour tracing) 기법을 적용한다. 최외곽 경계선 내의 내부 정보는 경계선 정보만으로 구별이 가능하지 않은 물체들에 대한 변별력을 제공하기 위해 적용하였다. 겹쳐짐 여부에 대한 판단을 위해 Darnergi[8]는 대상물체의 부분정보의 유실 정도에 따라 판단하는 기법을 사용하였으나 이러한 방법은 전체 대상 물체의 특징 정보를 순회하며 비교해야 하기 때문에 많은 계산시간을 필요로 하므로 실시간 적용에는 적

* 책임저자(Corresponding Author)
논문접수 : 2007. 9. 4., 채택확정 : 2007. 11. 29.
박상범, 한헌수, 한영준 : 숭실대학교 전자공학과
(forcepsb@ssu.ac.kr/hahn@ssu.ac.kr/young@ssu.ac.kr)
※ 본 논문은 2005년 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임(KRF-2005-041-D00612).

합하지 않다. 따라서, 본 논문에서는 signature 내에서 미분 가능하지 않은 불연속점을 검출하여 이를 기준으로 대상 물체의 겹쳐짐 여부를 판단하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어있다. 2장에서는 본 논문에서 사용하는 원형물체의 signature와 다수물체가 포함된 영상에서 특정한 물체를 중심으로 한 signature영상에 대해 설명한다. 3장에서는 signature의 특성을 이용한 모델 물체의 DB구성 및 측정영상의 signature를 이용한 물체특징 추출기법 및 인식기법을 설명한다. 4장에서는 제안한 방법의 우수성을 다수물체가 놓인 영상에서 겹쳐지지 않는 물체를 선정하고 인식하는 실험을 통해 입증하였다.

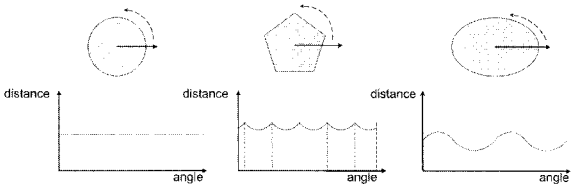
II. Signature 영상의 구성

Signature는 2차원 물체의 특징을 외곽선의 형태를 이용하여 표현하는 방법이다. Signature는 2차원 물체의 영역이 주어지면 물체의 중심점을 구하고 물체의 중심점에서 360° 도마다 놓여있는 경계점까지의 거리를 각도의 2차원 공간에 표현하는 방법이다. 그림 1은 다양한 2차원 물체의 signature들을 보여준다. Signature는 다른 표현방법과는 달리 물체의 특징을 간단하게 확인할 수 있다는 장점이 있다. 특히 다각형과 원형물체의 특징을 표현하는 데는 매우 유용하다. Signature의 특징은 signature에서 간단하게 추출 가능한 {극점의 수, 극점간의 각도, 볼록/오목, 평균크기, 크기의 표준편차}등으로 표현할 수 있으며 필요에 따라 그 수와 종류를 조절할 수 있다. 예를 들면 원의 경우는 직선(그림 1(a)), 5각형은 5개의 극점(peak)을 갖는 톱니파(그림 1(b)), 타원의 경우는 2개의 극점을 갖는 sine파(그림 1(c)) 형태의 signature를 갖기 때문에 이들을 쉽게 구분할 수 있다. 물체가 볼록형인지 오목형인지의 판단 또한 가능하다.

그림 1에서 알 수 있듯이 signature의 정확도는 물체의 경계선의 정확도에 의존한다. 물체의 경계선을 구하기 위해 일반적으로 사용하는 경계선 추적기법이나 외곽선 추적기법 기법[9]은 대부분 현재의 에지점을 기준으로 8방향을 전부 검색하여 추적을 수행해야 하기 때문에 유실되는 정보나 잡음에 굉장히 민감하게 반응할 수밖에 없다. 기존의 signature는 그림 1에서와 같이 외부 경계선의 형태만을 표현하고 있다. 따라서 외형이 같은 경우 이를 구분하는 것은 불가능하다.

본 논문에서 제안하는 signature는 이와는 달리 외부경계선 뿐만 아니라 내부의 모든 에지 점을 동시에 표현하여 외형이 같더라도 내부의 형태가 다르면 이를 구분할 수 있도록 하고 있다. 그림 2는 동일한 외형이지만 내부의 형태가 다른 물체들을 signature로 표현한 예를 보여주고 있다. 그림 2(a)는 원형물체 내부에 작은 원형구멍이 뚫려있는 경우이고, 그림 2(b)는 직선 홈이 파인 경우이다. 이들의 최외곽 signature는 동일하여 구분이 안 되지만 내부 형태의 차이를 통해 쉽게 구분할 수 있음을 알 수 있다. 그림 3은 실제 물체들에서 제안하는 signature로 표현한 예를 보여준다.

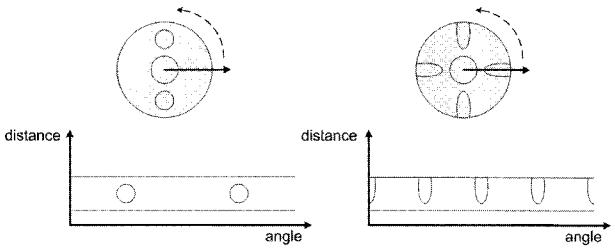
이와 같이 단일 물체를 표현하는 signature는 다수의 물체가 존재하는 영상에서 특정한 물체를 중심으로 하는 signature 영상을 얻기 위해 적용할 수 있다. 이를 위해서는



(a) Circular (b) Polygonal (c) Elliptical objects

그림 1. 2차원 물체의 Signature 표현.

Fig. 1. Signature representation of 2D objects.



(a) Circular holes (b) Linear carve

그림 2. 같은 외형을 가진 다른 물체의 signature 표현.

Fig. 2. Signatures of the objects having same countour but different inner shapes.

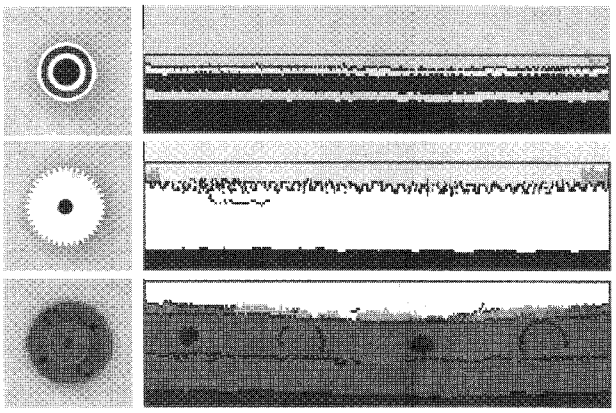
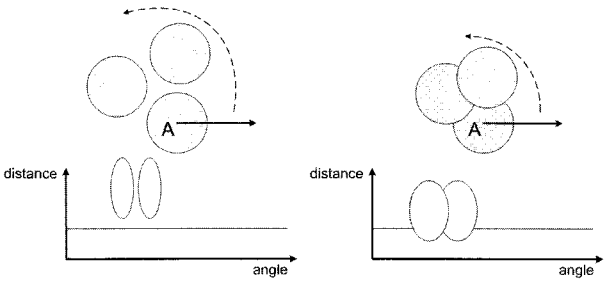


그림 3. 실제 부품을 표현한 signature의 예.

Fig. 3. Signatures of the parts used in industry.



(a) Not-overlapping case (b) Overlapping case.

그림 4. 3개의 물체가 포함된 영상의 signature.

Fig. 4. Signature image of the image including 3 objects.

다수의 물체가 포함되는 영상이 주어지는 경우 각각의 물체를 분할하고, 특정한 물체의 중심점을 기준으로 영상전체

의 signature를 구한다. 영상에 포함되는 각 물체를 분리하고 구분하기 위해 본 논문에는 색차정보를 이용한 영역기반분할방법(Region based segmentation)과 에지검출기법을 사용하였다. 검출된 에지의 원형도 검사를 수행하여 원형도 검사에 만족하는 영역들을 후보 물체로 선정한다.

검출된 특정한 물체를 기준으로 하는 전체영상의 signature는 단일물체의 signature를 결정하는 것과 동일한 방법으로 얻는다. 즉 에지 영상에 나타나는 경계점들의 기준물체의 중심점으로부터의 거리를 중심점을 기준으로 얻어지는 회전각에 따라 표현하면 된다. 그림 4(a)는 동일한 3개의 물체가 독립적으로 놓인 영상의 경우, 그림 4(b)는 역시 동일한 3개의 물체가 겹쳐져 있는 경우, 물체 A를 중심으로 구한 전체영상의 signature를 보여준다.

물체들이 독립적로 겹쳐져 있지 않은 경우, 그림 4(a)에서와 같이 중심이 되는 기준물체의 signature가 그대로 나타나고 이들과 경계를 이루어 다음 물체의 signature는 원 영상에서와 같이 원형으로 독립된 원으로 나타난다. 그러나 이들이 겹쳐진 경우, 그림 4(b)에서 볼 수 있듯이 기준물체의 signature가 원에 의해 눌려서 변형된 형태를 갖게 됨을 알 수 있다. 이러한 signature 변형의 특성을 분석하면 물체간의 겹쳐짐뿐만 아니라 가리고 가려지는 물체를 구분할 수 있게 된다.

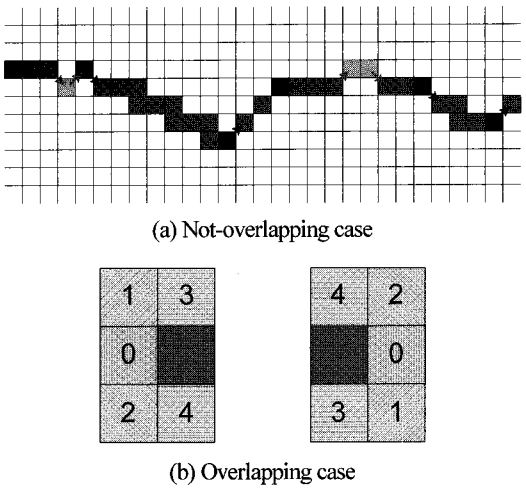
III. Signature를 이용한 물체 인식

Signature 영상이 얻어지면 영상에 포함된 물체에 대한 인식은 기본적으로 signature의 정합을 통해 이루어진다. Signature는 특정물체의 중앙점을 기준으로 생성된 것이므로 전체영상의 signature에서도 개별물체의 signature는 그대로 나타나게 된다. 즉 기준이 되는 물체의 signature가 하단부를 차지하고 기타의 물체는 이와 접해있거나 혹은 기준물체 signature의 밖에 위치하게 된다. 따라서 물체의 인식은 하단부의 signature를 모델과 정합하여 구하는 것으로, 완전한 정합이 이루어지는 경우는 물체가 독립적이거나 최상위에 놓인 경우이고, 부분적인 정합이 이루어지는 경우는 물체가 가려져 있는 것으로 겹쳐진 경우로 판단할 수 있다. 이와 같이 signature영상을 이용하여 모델물체의 signature와 정합하여 기준물체의 모델을 찾는 것을 인식이라 하며 인식을 위해서는 signature에서 물체의 특징을 찾아내는 작업이 선행되어야한다. 정합에 사용할 signature의 특징은 {극점의 수(N_p)와 극점간의 각도(θ_i), 경계선의 개수(L)와 경계선간의 거리(d_i)}이다.

1. Signature의 특징 추출

Signature의 특징은 형태 정보를 기본으로 한다. 특징에서 극점은 물체가 가지는 볼록 모서리를 나타내며 극점의 수는 물체에 포함되는 정점의 수를 표현하게 된다. 극점은 signature의 변화율을 검사하여 검출한다.

그림 5(a)와 같은 signature가 주어진 경우 기존의 체인코드와 같이 모든 픽셀에 대한 정보를 저장하게 되면 경계선의 고유 정보와 불필요한 잡음간의 구별이 모호해진다. 이를 해결하기 위해 검출된 에지 화소 가운데 변곡점으로 판단되는 화소에서의 체인코드만을 저장한다. 예를 들면 그림 5(b)의 검출창에 표시된 순서에 따라 현재 위치를 기준으로 전/후 방향간의 픽셀의 위치를 비교한다. 이전 위치와 비교하여 다른 인덱스를 가지는 경우 후보변곡점으로 저장한다. 후보변곡점은 다시 다음 점과 비교하여 저장된 후보 변곡점들의 시작점의 위치와 비교되어진다.

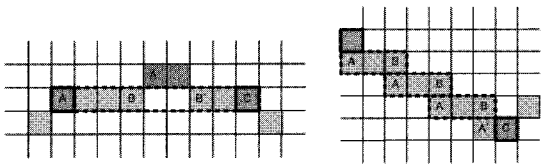


(a) Not-overlapping case

(b) Overlapping case

그림 5. 3개의 물체가 포함된 영상의 signature.

Fig. 5. Signature image of the image including 3 objects.



(a) 후보 변곡점 결정 (b) 후보 변곡점 제거

그림 6. 변곡점 결정 기법.

Fig. 6. Selection of peak pixels.

그림 6은 그림 5(b)를 이용한 변곡점 추출 및 제거 과정을 좀 더 상세하게 보여준다. 그림 6(a)에서 A화소에서의 전방향 검출 인덱스는 0이고, 후방향 검출 인덱스는 3이다. B화소에서는 3과 0으로 이 패턴은 반복되어진다. 그러나 A' 화소에서 B화소로 가는 과정에 C화소의 변이점이 발생되어 변곡점으로 추가된다. 그림 6(b)는 A화소에서 B화소로 이어지는 과정에서 A'화소의 새로운 패턴이 생성되는 듯 보였지만, A화소와 B화소 사이의 거리보다 짧은 거리에서 B'화소로의 회귀점이 발생되어 A'화소에 의해 생성된 변이점은 무시되고, C화소에서의 새로운 변이점이 다음 계속적인 새로운 패턴으로 변곡점으로 등록된다.

이와 같은 방법으로 signature에서 변곡점들이 결정되면 인접하는 변곡점간의 각도(θ)는 signature의 X축에서의 변곡점 사이의 거리와 동일하다. 변곡점을 극점으로 인정하기 위해서는 변곡점 사이의 각도가 일정값보다 커야한다.

그리고 signature 영상에서의 Y축은 중심점에 대한 거리 정보를 나타내고 있다. Y축을 기준으로 하는 경계선의 개수(L)와 각 경계선들 간의 거리(d_i)는 signature의 중요한 정보라 할 수 있다. 경계선의 개수를 파악하기 위한 경계선

추적 기법은 다음 장에서 상세히 기술하도록 한다.

2. 물체의 내부특징 추출

본 논문에서 사용하는 signature는 최외곽 경계선뿐만 아니라 물체의 중심점과 그 사이에 있는 에지정보들도 포함하고 있어서 모델물체를 결정하는 중요한 정보로 활용할 수 있다. 인식하려는 물체들이 매우 유사한 외곽경계선을 가지는 경우, 그림 7에서와 같이 signature 내부에 나타난 특징들을 활용하면 구분이 가능해진다. 내부특징은 다각형이나 원형 등으로 구분되는 형태정보와 그의 위치와 평균명암 값으로 구성된다.

내부특징의 측정은 외부경계선을 이용한 특징을 추출하는 것 보다 잡음처리에 더 많은 주의를 기울여야 한다. 물체내부의 형태는 조명에 따른 반사와 그림자 등의 영향으로 더 많은 잡음이 포함되기 때문이다. 따라서 에지가 내부정보로 인정되기 위해서는 그 길이나 크기가 특정한 값보다 커야한다. 예를 들면 그림 7에서 내부특징으로 나타난 에지 중에서 화소의 수가 5개 미만인 에지 A와 B는 잡음으로 처리되고 그 보다 큰 개수를 가지는 두개의 폐곡선인 원(C와 D)과 그들의 위치가 내부특징으로 사용된다.

3. 모델물체 등록 및 측정물체의 모델결정

모델물체(Mi)는 signature의 경계선 특징과 내부특징으로 구성되어 데이터베이스에 등록된다. 앞에서 정리한 것과 같이 Mi = {외곽선특징(F_{out}), 내부특징($F_{\in}$)}으로 정의되며, F_{out}와 $F_{\in}$은 각각 F_{out}={극점의 수(N_p), 극점간의 각도(θ_i), 경계선의 개수(L), 경계선간의 거리(d_i)}, F_{in} = $\{f_{\in}|f^i_{\in}$ = {형태(S_i), 위치(p_i), 평균명암값(I_{avg})}}와 같이 정의된다.

측정물체의 모델을 찾는 인식과정은 2단계로 구성된다. 1단계에서는 측정물체의 F_{out}으로 데이터베이스에서 검색하여 정합되는 물체를 모델로 선정한다. 1단계에서 복수의 모델이 정합되면 2단계에서는 측정물체의 $F_{\in}$을 이용하여 정합된 모델들의 정보와 비교하여 최종적으로 한 개를 측정물체의 모델로 선택한다. 인식과정에서는 (1)의 정합함수 T를 이용한다. 정합함수 T는 정합오차율(α)을 미리 정하면 비교하는 2개의 특징(A와 B)의 차이가 α 이하인 경우 1을, 그 이상인 경우 0의 값을 갖는 함수로 정의한다. α는 영상에 포함되는 잡음과 겹쳐짐의 특성 등을 이용하여 실험적으로 결정한다.

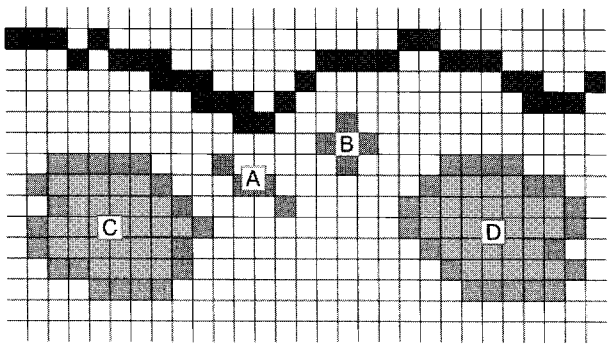


그림 7. 물체의 내부특징 표현.

Fig. 7. Representation of the features inside the contour.

$$T(A,B,\alpha) = BOOL\left(0 < \frac{A \times \alpha}{\| A - B \|}\right) \tag{1}$$

1단계 정합은 최외곽 경계선의 특징을 (1)을 (2)와 같이 각 특징의 정합함수의 AND가 1인 경우로 판정한다.

$$\begin{aligned} T^{cm}_{out} = {} & T(N_m,N_c,\alpha) \cdot T(\theta_m,\theta_c,\alpha) \\ & \cdot T(L_m,L_c,\alpha) \cdot T(d_m,d_c,\alpha) \end{aligned} \tag{2}$$

(2)에서의 첨자 m과 c는 각각 등록된 모델과 측정물체의 인덱스이다. 따라서 입력영상에서 물체 c와 모델 m이 같은 물체로 인식된다면, 각 외곽선 특징들이 정합함수 T를 만족하여 정합도 T^{cm}_{out}는 1이 된다. 이 단계에서 정합되는 모델의 수가 2개 이상인 경우, 동일한 방법으로 내부 특징을 (3)을 이용하여 정합한다.

$$\begin{aligned} T^{mc}_{in} = {} & T(C(S_m),C(S_c),\alpha) \\ & \cdot T(p_m,p_c,\alpha) \cdot T(I_i,I_c,\alpha) \end{aligned} \tag{3}$$

여기서 C는 원형도 함수로써, n^C_p를 S영역 내의 화소의 수, L^S를 S영역의 장축의 길이라 하면, (4)와 같이 정의된다.

$$C(S) = \frac{n^S_p}{\pi(L^S/2)^2} \tag{4}$$

원형도 함수는 내부 특징 영역의 크기를 내부 특징의 장축을 지름으로 하여 원의 넓이를 구했을 때 원형에 일치하는 경우 1의 값을 반환하는 함수이다. 원형도 검사를 통해 내부 특징의 형태가 원형에서 얼마만큼 벗어나는지를 기준으로 삼았으며 이들 내부 특징들도 제한 함수를 만족하는 경우 1의 값을 반환하는 제한 함수를 이용하여 전체 내부 특징 조건들이 만족하는 경우 1의 값을 가지게 된다. 이와 같이 대상 물체와 모델 물체와의 외곽선 특징과 내부 특징이 만족하는 경우 같은 물체로 결정하게 된다.

IV. 겹쳐짐 판단 및 겹쳐진 물체의 인식

다수의 물체가 놓인 경우, 영상에 포함된 각각의 물체를 기준으로 signature 영상이 얻어지므로 영상에서 검출된 개수만큼의 signature 영상이 인식과정에서 생성된다. 각 signature 영상에서 물체가 겹쳐진 경우, 기준물체의 signature는 왜곡되어 인식과정에서 정합되는 모델물체를 구할 수 없게 된다. 이 경우, signature 영상의 기준이 되는 측정물체가 어떤 물체이고 어느 부분이 다른 물체에 의해 겹쳐져 있는지를 판단하는 과정이 적용된다. 물체가 겹쳐진 경우 정확하고 신속한 경계선의 검출을 위해 먼저 다음의 경계선 추적기법을 적용한다.

1. Signature의 경계선 추적 기법

본 논문에서 다루는 원형물체의 signature는 직선으로 각도에 따라 크기의 변화가 없다. 이 특성을 이용하면, 기존의 경계선 추적기법이나 외곽선 추적기법이 8방향을 전부 검색하기 때문에 유실되는 정보나 잡음에 대해 민감하게 반응하는 문제를 없애고, 간단한 방법을 적용함으로써 물체가 겹쳐져 있는지를 판단할 수 있다. 그림 8은 원형물체의

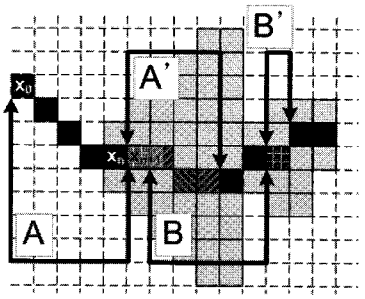


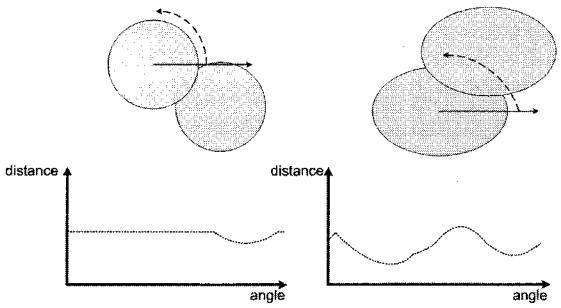
그림 8. 경계선 추적 기법.
Fig. 8. Contour tracing technique.

signature가 가지는 직선성을 이용하여 에지가 끊기거나 잡음이 섞인 경우에 경계선을 검출하는 방법을 보여준다. 그림에서 보이는 바와 같이 경계선이 끊겨 있는 경우, 경계선의 진행방향과 연결강도를 측정하고 Spline 보간법을 이용하여 다음 경계선의 출현 위치를 추정하고 탐색영역의 반경을 결정한다. Spline 보간법을 모든 연결성분들에 대해 적용하는 경우 계산량과 함께 추정오차도 증가하게 되므로 표본화된 연결성분들에 대해서만 적용하였다.

여기서 사용하는 spline 보간법은 각 점에서 전후 spline 함수가 미분 가능해야 하고 곡률도 같아야 하기 때문에 주변 픽셀간의 변화폭이 특정 값을 초과하지 않는 점들을 선택한다. 그림 8에서 연속적인 n개의 픽셀들의 조합에 의해 구성된 구간 A에서 n번째 픽셀이 절단이 발생했을 때, 이 구간[x_0,x_n]에 대해 미분 가능한 부분 구간 다항 함수를 연속적인 한 쌍의 점들 사이에 2차 다항식을 넣어 얻는다. 일반적으로 2차 다항식은 세 개의 임의의 상수를 가지고 또 부분 구간의 끝 점에서는 자료를 만족하는 단 두 개의 조건들이 요구되므로 보간 함수가 구간 [x_0,x_n]에서 연속 미분이 되도록 2차 다항식을 선택할 수 있는 융통성이 있다. 이 과정에서 어려움은 끝 점 x_0, x_n에서 보간 함수의 미분에 관한 조건들을 특성화 시킬 필요가 있을 때 발생한다. 이 조건들이 충족되는 것을 보장하는 상수들의 수가 충분히 존재하지 않는다. 따라서 가장 일반적인 부분구간 근사 다항식인 연속하는 한 쌍의 점들 사이에 3차 다항식을 사용하는 3차 spline 보간법을 적용한다. 보간자(interpolation)가 구간에서 연속 미분이고 또 2계 미분이 연속이 되도록 하는 3차 spline 과정에는 충분한 융통성이 있다. 따라서, 그림 8과 같이 대상 물체의 signature에 적용하였을 경우 적용된 구간 x_0에서 x_n에 대한 x_{n+1}의 픽셀의 출현 위치를 추정하게 된다. 이를 기반으로 다음 연결 픽셀이 검출되면 마지막 절단점과 연결하여 A'구간과 같이 보상해준다. 추정된 영역은 마지막 출현 위치와의 직선거리에 비례하여 넓은 반경을 가지게 된다. 또한 추정된 영역은 새로운 구간 B에 포함되어 마찬가지의 방법으로 B'구간으로 보상하며 유실된 경계선 정보를 생성해준다.

2. 물체의 겹쳐짐 판단

측정하려는 물체가 다른 물체에 의해 겹쳐져서 가려진 경우, signature는 그림 9와 같이 왜곡되게 된다. 원형물체인 경우 직선이, 그리고 타원인 경우 2개의 완만한 극점을 갖



(a) Circular object case (b) Elliptical object case

그림 9. 겹쳐진 물체에 의해 왜곡된 signature.
Fig. 9. Distortion of a signature due to overlapping object.

는 싸인파형이 형성되어야 하는데 일부분이 곡선 형태로 파인 형태를 보이게 된다.

물체가 겹쳐진 경우 signature의 특징은 불연속점이 발생하는 것이다. 따라서 signature에서 불연속점을 검출하여 후보들을 선택하고 이들 가운데 겹쳐짐에 의해 발생한 것인지를 판단하여 아닌 것은 하나씩 제거하는 방법으로 겹쳐짐에 의한 불연속점을 검출한다. 불연속점의 후보는 signature에서 다음의 조건을 만족하는 점으로 선택된다.

$$\begin{aligned} d_{\min}^2 &\le \| p-p^+ \|^2 \le d_{\max}^2 \\ d_{\min}^2 &\le \| p-p^- \|^2 \le d_{\max}^2 \\ 0 &\le |\gamma| \le \gamma_{\max} \end{aligned} \tag{5}$$

여기에서 $\| p-p^{\pm} \|$ 는 signature상에서 제한값 d에 포함되어 임의의 점 p에 양의 방향으로 근접한 점 p^+와 음의 방향으로 근접한 p^-의 직선거리이고, $\gamma \in [-\pi,\pi]$는 p와 $p^{\pm}$가 이루는 각도이며, $d_{\min}$, $d_{\max}$와 $\gamma_{\max}$는 제한값 인자로 설정된 값이다. 이때 $\gamma_{\max}$는 불연속점과 임펄스성 잡음과의 구분을 위해 사용된다. 불연속점에서의 $|\gamma(p)|$는 겹치는 에지사이의 기울기를 나타내는 $\beta(p)=\pi-|\gamma(p)|$로 표현될 수 있다. 불연속점 후보들은 불연속점 근처에서 중복되어 나타나는 경우가 많기 때문에 후보 점들은 불연속점 사이의 거리와 불연속 에지의 기울기 정도에 의해 선택되어진다. 후보 불연속점 p와 그와 가장 가까운 불연속점 후보 p_n과의 불연속 정도를 비교하여 이웃 모서리 후보 점이 큰 경우, 즉 $\beta(p_n) > \beta(p)$인 경우, 이웃 불연속 후보 점을 선택한다. 이웃 불연속 후보 점은 현재 모서리 후보 점과의 거리가 $\| p-p_n \|^2 \le d_{\max}^2$의 조건이 만족되는 경우 선택된다. 이 조건은 $d_{\min}$을 이용하여 표현하는 것도 가능하다. Signature에서 나타나는 불연속점의 개수는 물체의 겹쳐짐 정도에 따라 다르기 때문에 제한조건이 될 수 없다. $d_{\min}$과 $d_{\max}$는 각도의 차이를 나타내기 때문에 물체의 크기에 따라 반비례하여 적용한다. $\gamma_{\max}$는 반대로 물체의 크기가 큰 경우 작은 불연속 정도를 가지는 겹침의 발생이 빈번하기 때문에 물체의 크기에 비례하여 적용한다. 이는 모델 등록시 최외곽 경계선에서 발생하는 불연속 정도를 기준으로 정의된다.

V. 실험 및 고찰

본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능은 임의로 쌓여있는 5종류의 원형물체들 중에서 가려지지 않은 물체를 구분하고 인식하여 로봇을 이용하여 분류하는 작업에 적용하는 실험을 통해 평가하였다. 알고리즘 성능평가는 겹쳐져 있지 않는 물체의 검출도, 물체의 인식률, 그리고 알고리즘의 속도를 기준으로 하였다. 알고리즘은 VC++를 이용하여 구현하였으며 NT 리서치의 NT vision 카메라를 부착한 현대중공업의 20kg급 HA020 매니퓰레이터 로봇을 사용하여 실험하였다. 영상은 320×240의 해상도를 가지며, 물체는 60×60 이상의 크기로 나타나도록 하였다.

그림 10은 프로그램의 수행과정을 단계별로 보여준다. 그림 10(a)의 영상은 로봇에 설치된 카메라가 제공하는 물체영상을 보여주고, 그림 10(b)의 영상은 에지 영상과 영역기반 분할영상을 보여준다. 이 가운데 원형도 검사에 통과하여 기하학적 경계조건에 만족하는 중심점 후보들을 추출하여 그림 10(c)와 같이 표현한다. 그림 10(d)와 같이 각 중심점에 대해 signature를 추출하여 물체의 특징 정보에 수렴하는 물체이면서 겹쳐짐이 발생하지 않은 물체를 최상위 물체로 분류한다. 그림 10(d)는 (c)의 A점에 대한 signature 영상이다.

1. 모델물체의 DB 구축

실험에 사용한 6종류의 물체에 대한 DB는 표 1과 같이 구성된다. 표 1에서 모델 A와 모델 E의 경우 외곽선 특징 가운데 극점의 수와 극점간의 각도에서 특징이 나타나고 있다. 각 물체에서 경계선의 개수와 경계선간의 거리는 모두 다르지만, 모델 B와 모델 D의 경우 같은 경계선 조건을 가진다. 이러한 경우 내부 특징에서 형태정보와 내부 특징간 거리, 평균 명암 값이 변별력을 제공해준다.

2. 대상 물체 인식 결과

인식 알고리즘의 실험은 하나의 영상에 서로 다른 수의 물체를 임의로 쌓아놓고 물체를 인식하는 방법으로 실험을 진행하였다. 실험은 6종류의 물체가 3개에서 12개까지가 임의로 놓여있는 총 100장의 물체영상에 대해 실행되었으며, 실험의 결과는 겹쳐져 있지 않은 물체에 대한 검출비율 및 인식률, 그리고 검출의 속도로 표현하였다. 그림 11은 실험에 사용한 물체영상들 중에서 선택된 몇 개의 예를 보여주며 이들 영상에서 추출되어 DB와의 정합에 사용된 물체의 특징벡터는 표 2에서 보여준다. 그림 11과 같이 다수의 원형물체가 섞여있는 입력영상이 주어지면 에지정보와 영역정보를 이용하여 원형물체가 될 수 있는 영역들을 분리한다. 대상물체에 대한 후보들이 선정되면 이에 대한 signature를 생성하여 대상 물체에 대한 외곽선 특징과 내부 특징을 비교하여 물체에 대한 판단을 수행한다. 표 2는 그림 11(b)의 영상에서 검출된 8개의 물체영역을 중심으로 얻어진 signature 영상으로부터 추출된 signature의 최외곽 및 내부 특징들을 보여준다.

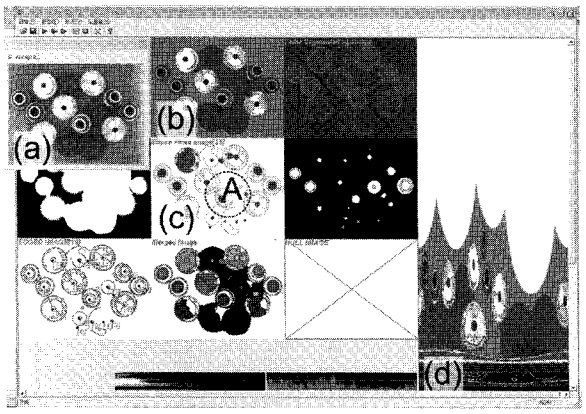


그림 10. 프로그램 실행화면.

Fig. 10. Captured image showing the process of execution.

표 1. 모델물체의 DB 구성.

Table 1. Construction of DB for object models.

종류 / 특징		A	B	C
외곽선 특징	N_p/θ_i	45/8	0/0	0/0
	L/d_i	2/6,36	2/10,38	3/3,20,38
내부 특징	S_i	0.0	0.6	1.0
	p_i	0	180	90
	I_{avg}	0	7	8
종류 / 특징		D	E	F
외곽선 특징	N_p/θ_i	0/0	6/60	0/0
	L/d_i	2/10,38	2/18,27	4/12,17,25,27
내부 특징	S_i	0.35	0.0	0.0
	p_i	90	0	0
	I_{avg}	68	0	0

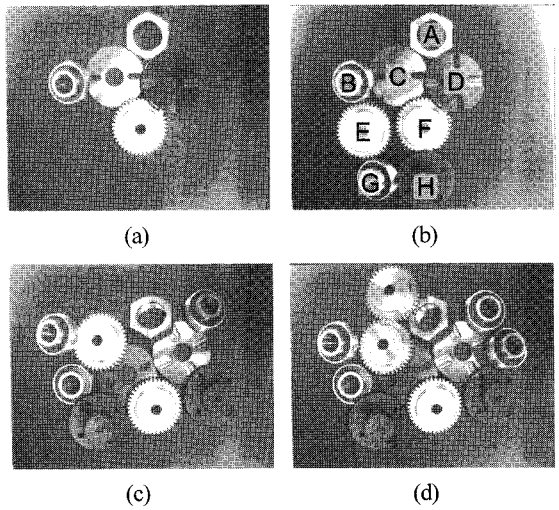


그림 11. 실험에 사용한 서로 다른 수의 물체가 놓인 영상의 예.

Fig. 11. Experimental images where different number of objects are arbitrarily positioned.

표 2. 외곽선 특징과 내부 특징의 평균 특징값.
Table 2. Average values of contour and internal features.

A				N_p	5
				θ_i	72
				L	2
				d_i	18,27
S_i	0.0	p_i	0	I_{avg}	0
B				N_p	0
				θ_i	0
				L	4
				d_i	11,15,23,27
S_i	0.0	p_i	0	I_{avg}	0
C				N_p	5
				θ_i	72
				L	2
				d_i	12,37
S_i	0.6	p_i	180	I_{avg}	9
D				N_p	0
				θ_i	0
				L	2
				d_i	12,37
S_i	0.3	p_i	90	I_{avg}	85
E				N_p	45
				θ_i	8
				L	2
				d_i	7,33
S_i	0.0	p_i	0	I_{avg}	0
F				N_p	33
				θ_i	10
				L	2
				d_i	7,30
S_i	0.0	p_i	0	I_{avg}	0
G				N_p	0
				θ_i	0
				L	4
				d_i	10,16,24,31
S_i	0.0	p_i	0	I_{avg}	0
H				N_p	3
				θ_i	120
				L	3
				d_i	5,18,43
S_i	1.2	p_i	90	I_{avg}	9

표 3. 겹쳐지지 않은 물체의 검출 및 인식률, 소요시간.
Table 3. Detection and recognition rates of non-overlapped objects as well as execution time.

성 능 / 영상 내 물체개수	검출률	인식률	소요시간
5	100%	100%	5sec
8	100%	100%	7sec
10	100%	99%	11sec
12	100%	98%	12sec

이와 같이 얻어진 물체특징은 DB에 저장된 모델물체의 특징들과 (2)와 (3)을 이용하여 비교한다. 이와 같은 과정을 거쳐 가려진 물체 C, F와 H를 제외한 나머지 5개의 물체는 DB에서 정합되는 모델물체를 찾을 수 있었다. 실험에 사용된 전체 영상에 대해 적용한 수행한 결과를 표 3에 정리하였다.

표 4. 불연속점 추출기법을 통한 겹쳐진 물체 검출율.
Table 4. Detecting rate of overlapped object using discontinuous point detection technique. (%)

종류 / 개수	1	3	4	6
5	100	99	96	-
8	100	98	96	94
10	100	98	95	92
12	99	96	94	91

3. 겹쳐짐 판단 및 겹쳐진 물체의 인식결과

표 2에서 나타낸 물체들 가운데 겹쳐짐이 발생한 C, F와 H는 제안된 기법을 적용하여 최외곽 경계선에서 불연속점이 발생하였다. 물체 F의 최외곽선에서 겹쳐짐이 발생하여 물체의 외곽선 특징이 유실되었으며, 연속적인 패턴이 발생하지 않았기 때문에 겹쳐짐으로 판단됨을 알 수 있다. C와 H의 경우 최외곽선의 연속적인 픽셀들이 끊기면서 전혀 다른 패턴의 외곽정보가 나타나면서 모델 정보에 영향을 가져오며 마찬가지로 불연속점이 발생함을 알 수 있다. 제안된 기법을 적용한 결과를 표 4에 나타냈다.

표 4에서 나타낸 바와 같이 물체의 종류가 다양함에 따라 검출율이 낮아지는 것은 다양한 물체의 외곽선 정보에 대한 고려에 기인한 것이다. 이에 반해 개수의 증가에는 상대적으로 강인한 양상을 보임을 알 수 있다.

VI. 결론

본 논문에서는 signature 표현기법을 이용하여 다수의 물체가 임의로 섞여있는 경우 물체의 겹쳐짐의 여부를 판단하고 각 물체의 종류를 인식하는 기법을 제안하였다. 제안하는 signature 표현기법은 개별물체를 중심으로 전체영상의 signature를 구하여 개별물체의 인식과 가려짐 판단을 동시에 수행할 뿐 아니라 영상내의 모든 물체를 검출할 수 있다는 장점을 갖는다. 특히 signature의 경계선 추적이 간단하고, signature의 특징을 추출하기가 용이하여 물체의 인식과정이 매우 간단해짐을 확인할 수 있었다. 특히 외형은 같지만 내부의 특징이 다른 경우도 정확하게 구분할 수 있었다. 물체 당 한 개의 signature영상을 구성해야 하므로 영상에 포함된 물체의 수가 많으면 처리속도가 저하되는 약점이 있으나 물체의 개수가 많지 않은 경우 물체의 인식률이 100%에 가깝고 많은 산업 현장에서 적용이 가능하여 매우 효과적으로 활용이 가능함을 확인할 수 있었다.

참고문헌

[1] Adnan A. Y. Mustafa, "Boundary signature matching for object recognition," *VI2001 Vision Interface Annual Conference*, pp. 72-79, 2001.

[2] D. Chetverikov, Z. Szabo, "A simple and efficient algorithm for detection of high curvature points in planar curves," *proc. of 23rd workshop of Australian Pattern Recognition Group*, Steyr, pp. 175-184, 1999.

[3] M. Berger, G. Bachler, S. Scherer, "Vision guided bin picking and mounting in a flexible assembly cell," IEA/AIE 2000, pp. 109-118, 2000.

[4] Adnan A. Y. Mustafa, "Matching incomplete object using boundary signatures," Proceedings of the 4th International Workshop on Visual Form, pp. 563-572, 2001.

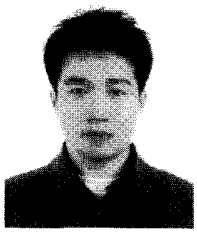
[5] J. Kirkegaard, T. B. Moeslund, "Bin-picking based on harmonic shape contexts and graph-based matching," proc. of the 18th ICPR06, pp. 581-584, 2006.

[6] O. Ghita, Paul F. Whelan, "A bin picking system based on depth from defocus," *Journal of Electronic Image*, vol. 13, Issue 4, pp. 234-244, 2003.

[7] Kristensen S, Estable S, Kossow M, "Bin-picking with a solid state range camera," *Robotics and Autonomous system*, vol. 35, no. 3, pp. 143-151, 2001.

[8] Darnergi. T, Ionescu. D, "A method for subpart decomposition for overlapped object identification," *Electrical and Computer Engineering.*, vol. 2, pp. 991-994, 1993.

[9] F. Chang and C.-J. Chen, "A component-labeling algorithm using contour tracing technique," *7th International Conference on Document Analysis and Recognition*, pp. 741-745, 2003.



박 상 범

2004년 숭실대 정보통신 전자공학부 졸업. 2006년 동 대학원 석사. 2006년~현재 숭실대학교 전자공학과 박사 과정. 관심분야는 이족보행로봇, 3차원 물체 복원.

한 영 준

제어 · 자동화 · 시스템공학 논문지 제 9 권 제 12 호 참조.

한 헌 수

제어 · 자동화 · 시스템공학 논문지 제 1 권 제 2 호 참조.