

스트링 매칭과 해시 검색을 이용한 겹쳐진 이차원 물체의 인식

김 관 동[†] · 이 지 용^{**} · 이 병 곤^{**} · 안 재 형^{***}

요 약

본 논문은 아이콘 인덱싱 메커니즘(Icon indexing Mechanism)을 이용한 이차원 물체 인식 시스템을 구성함에 있어 기존의 모델을 계층적으로 찾아가는 탐색 트리의 방법을 보완하여 해시 테이블을 작성함으로써 모델의 검색에 필요한 시간을 줄이는 방법을 제안하고자 한다. 본 논문에서는 인접하는 다섯 개의 정점을 이용하여 매칭에 필요한 모델을 구조적 단위의 스트링으로 선정하였으며, 모델 스트링들간의 유사성을 측정하기 위하여 스트링 매칭 알고리즘을 이용하였다. 그리고 이들 스트링중 유사성이 가장 높은 스트링을 참조 스트링으로 선정하여, 참조 스트링으로부터의 각 스트링간의 거리를 해시의 키값으로 이용하여 검색에 필요한 해시 테이블을 작성하였다. 본 논문에서 제안한 방법은 모델을 계층적으로 찾아가지 않고, 미지의 입력 영상으로부터 구해진 특권 스트링을 미리 구해진 참조 스트링으로부터의 거리를 구한 다음 이를 이용하여 해시 테이블을 검색한다. 검색 결과 입력 영상으로부터 구해진 하나의 특권 스트링은 하나 혹은 여러 개의 모델에 대한 가설을 생성할 수 있으며, 이를 다시 해싱을 통하여 검색된 모델 스트링들과의 거리를 재계산하여 이 값이 주어진 임계값보다 작은 모델스트링과 최종 매칭이 되는 것으로 간주하였다. 실험결과 모델을 계층적으로 찾아가는 기존의 방식이 평균 8-10번의 거리를 계산해야만 매칭을 행할 수 있었음에 반해 제안한 방법은 평균 2-3번의 거리 계산만으로 매칭을 행할 수 있었다.

The Recognition of Occluded 2-D Objects Using the String Matching and Hash Retrieval Algorithm

Kwan-Dong Kim[†] · Ji-Yong Lee^{**} · Byeong-Gon Lee^{**} · Jae-Hyeong Ahn^{***}

ABSTRACT

This paper deals with a 2-D objects recognition algorithm. And in this paper, we present an algorithm which can reduce the computation time in model retrieval by means of hashing technique instead of using the binary-tree method. In this paper, we treat an object boundary as a string of structural units and use an attributed string matching algorithm to compute similarity measure between two strings. We select from the privileged strings a privileged string with minimal eccentricity. This privileged string is treated as the reference string. And then we constructed hash table using the distance between privileged string and the reference string as a key value. Once the database of all model strings is built, the recognition proceeds by segmenting the scene into a polygonal approximation. The distance between

[†] 준 회 원 : 충북대학교 정보통신공학과

^{**} 정 회 원 : 충북대학교 안전공학과

^{***} 정 회 원 : 충북대학교 정보통신공학과

논문접수 : 1997년 9월 23일, 심사완료 : 1998년 4월 2일

privileged string extracted from the scene and the reference string is used for model hypothesis retrieval from the table.

As a result of the computer simulation, the proposed method can recognize objects only computing the distance 2-3 times, while previous method should compute the distance 8-10 times for model retrieval.

1. 서 론

1960년대부터 등장한 산업용 로봇은 오늘날 산업 현장에서 조립, 도장, 검사, 용접등 인간이 할 수 없거나 하기 힘든 일 또는 단순하고 반복적인 작업에 널리 응용되고 있다. 그러나 산업용 자동 조립 로봇은 시각 장치가 없기 때문에 미리 정해진 작업만을 수행하므로, 소재 변화나 소재의 이동이 있는 경우 수행할 수 없다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 컴퓨터 시각 장치가 개발되었고, Perkins(1)는 공장 자동화에 모델을 기반으로 한, 비전 시스템의 도입을 시도하였다. 그러나, 로봇이 물체를 잡거나 내려놓는 작업을 수행하는 중 부품들이 혼합되거나, 겹치거나, 물체의 자세 등이 틀려질 때 카메라를 통해 받아들인 영상은 원래의 물체를 분간하지 못하게 되므로 이에 대한 처리가 필요하다. photometric stereo(2)나 binocular stereo(3)등의 방법으로 깊이 정보를 이용하여 물체를 구별할 수 있으나 대부분의 경우 처리 시간이 너무 많이 소요되므로 실시간 처리가 곤란하며, 거의 모든 부품은 그 크기가 동일하므로 물체의 높이를 일정하게 유지하면 특별히 물체의 높이를 계산할 필요가 없고, 필요한 경우 레이저나 근접 스위치(4)등을 이용할 수 있다.

종류가 다른 여러 개의 물체 인식을 위해서는 카메라로부터 얻은 영상을 데이터화하여 모델 데이터베이스를 구축하는 학습 단계(training phase)와, 입력 영상을 해석하여 모델 데이터 베이스와 비교하는 인식 단계(recognition phase)를 거치게 되는데, 이러한 시스템을 모델 기반의 비전 시스템(Model based vision system)이라고 한다.

물체의 인식을 위하여 불변 모멘트(Moment Invariant)법등을 이용할 수 있으나 영상의 모멘트 또는 고유값으로 영상을 인식한다던가 정규화 하기 위해서는 전체 영상의 데이터가 필요하기 때문에 계산 시간이 너무 많이 소요된다. 처리 시간과 겹쳐진 물체의 효율적인 인식을 위해 Knoll(5)은 영상의 윤곽선만으로 모델

을 선정한 후 패턴 인식을 시도하여 가려진 물체의 인식을 연구하였다. 또한 Tsai와 Yu(6)는 스트링 매칭을 이용하여 물체를 인식했으나 위치를 판정하지 못했고, Ayache와 Faugeras(7)는 2차원 물체를 인식하기 위하여 가장 긴 윤곽선 세그먼트를 사용하여 매칭을 시도하였다. Mehrotra와 Grosky(8)는 아이콘 인텍싱 매커니즘을 이진 탐색 트리 에 이용하여 Tsai 와 Yu가 제안한 방법을 보완하였다. 그러나 이것 역시 모델 검색에는 효율적이나 탐색을 위한 이진 트리 구성을 위하여 많은 계산 시간을 요구하였다.

본 논문에서는 이러한 이진 탐색의 방법을 보완하여 해싱 기법을 사용함으로써, 검색을 위한 해시 테이블을 작성하였으며 또한 거리를 계산함에 있어 대칭이 되는 비용 함수를 사용함으로써 모델을 검색하는데 필요한 시간을 줄이는 방법을 제시하고자 한다. 물체를 인식하기 위하여 본 논문에서는 매칭에 필요한 모델을 구조적 단위의 스트링으로 선정하였으며, 모델 스트링들간의 유사성을 측정하기 위하여 스트링 매칭 알고리즘을 이용하였다. 그리고 나서, 참조 스트링으로부터의 각 스트링간의 레벤슈타인 거리를 해시의 키값으로 이용하여 모델 스트링을 재구성한 다음 미지 물체와의 매칭을 행한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서는 물체를 인식하는데 필요한 모델을 구조적 단위의 스트링으로 선정하는 과정을 보이며, 3장에서는 모델 스트링들에 대하여 스트링 매칭 알고리즘을 이용하여 거리를 계산하고, 이를 해시 테이블에 저장하는 과정을 보인다. 또한 4장에서는 미지의 입력 영상에 대하여 모델을 검색하고, 매칭된 물체에 대하여 변환벡터를 구하는 과정을 설명한다. 그리고 5장에서는 실험결과를, 6장에서는 본 논문의 결론을 기술한다.

2. 모델 스트링 선정

영상 그래버(Image Grabber)에서 받아들이는 영상

은 8bit의 명암 차이를 나타낼 수 있으므로 0부터 255까지 256개의 명암도로 보여진다. 이 256개의 명암도를 갖는 영상을 0 또는 1만의 값으로 이루어진 이진 영상으로 만들기 위하여 자동으로 임계값을 찾거나(9) 또는 사용자가 눈으로 확인하여 최적의 임계값을 찾을 수 있는데, 이렇게 만들어진 이진 영상은 윤곽선 추적 알고리즘을 통하여 윤곽선을 검출할 수 있다. 그러나 이러한 방법은 빛의 반사가 일어나는 물체에 대하여는 적용이 곤란하므로, 본 논문에서는 입력 영상에 대하여 미분 연산자를 적용하여 윤곽선을 찾아낸 다음 가장 바깥쪽의 윤곽선만을 윤곽선으로 검출하였다. 이렇게 구해진 윤곽선에 대하여 곡선 분할의 방법(11)과 곡률 계산 방법(12)을 이용하여 다각형 근사화를 행한다. 이때 각 다각형 근사화된 꼭지점들은 $V_1 V_2 \dots V_n$ 의 정점으로 나타내어진다.

이렇게 구해진 각 꼭지점들에 대하여 다음의 특징 벡터 $F = F_1, \dots, F_n$ 을 구한다.

$$F_i = [A_i, D_i, X_i, Y_i], \quad i=1, 2, \dots, n \quad (1)$$

여기서 A_i 는 정점 V 의 각이며, D_i 는 정점 V 에서 다음 정점 V_{i+1} 까지의 euclidean 거리이고,

X_i 와 Y_i 는 각각 정점 V 의 좌표이다.

모델과 미지 물체의 매칭을 할 때 걸리는 계산 시간을 줄이기 위하여, 물체의 전체 윤곽선에서 특권 스트링(privileged string)을 택하지 않고 일부 윤곽선에서 특권 스트링을 만든다. 전체 윤곽선이 아니라 일부 윤곽선을 사용하면 가려진 물체도 인식할 수 있다. 여기서 선택한 특권 스트링의 개수는 계의 가동에 큰 영향을 주는 변수이다. 특권 스트링의 개수가 많아지면 모델 형상이 실물에 더 가까울 수가 있으나 계산 시간이 그 만큼 많아지고, 이와 반대로 작아지면 계산 시간은 빨라지나 인식 능력이 떨어진다. 본 논문에서는 Mehrotra와 Grosky[8]가 제안한 바와 같이 서로 인접하는 5개의 정점에 대한 특징 벡터들을 연결하여 하나의 특권 스트링으로 선정하였으며, 각 모델당 5개의 특권 스트링을 선정하였다. 모든 모델에 대하여 모델 스트링을 선정하는 과정은 다음과 같다.

(1) 모델로 삼고자 하는 물체에서 구한 정점 중에서 각의 크기가 가장 작은 정점을 찾은 후, 그 정점으로부터 연속되는 5개의 정점을 연결하여 하나의 특권 스트링으로 선택한다. 이는 날카로운 코너가 노이즈에 덜

민감하기 때문이다.

(2) 그 다음 각이 작은 정점으로부터 (1)의 과정을 반복하여, 하나의 모델에 대하여 최고 5개까지의 특권 스트링을 구한 후, 이를 모델 스트링으로 만든다.

(3) 모든 모델에 대하여 (1),(2)의 과정을 수행하여 모델 스트링을 구성한다. 이때, 모든 모델에서 얻은 특권 스트링(privileged string)의 집합 S 는 다음과 같이 표현된다.

$$S = \{ s_1, \dots, s_i, \dots, s_k \} \quad (2)$$

여기서, s_i 는 특권 스트링이며, k 는 모델의 총 개수 $\times 5$ 의 값을 갖는다.

3. 검색을 위한 해시 테이블 작성

3.1 모델 스트링간의 거리 계산

모델 스트링들간의 유사성에 대한 판단을 위하여 두 스트링 s_1 과 s_2 간의 거리를 나타내는 척도로 사용되어지는 $Dist(s_1, s_2)$ 함수는 스트링 s_1 을 s_2 로 전환하는 최소한의 비용으로 정의된다. 여기서 s_1 은 미지의 형태나 형태 세그먼트를 대표하며, s_2 는 모델이나 모델 세그먼트를 대표하는 스트링이다. 이것은 $d[s_1, s_2]$ 로 정의되며, 여기서 $d[i, j]$ 는 s_1 의 i 번째 특징을 s_2 의 j 번째 특징으로 전환하는 최소한의 비용으로 정의된다. 본 논문에서 이러한 특징들은 주어진 물체의 윤곽선을 다각형 근사화하는 과정에서 코너로부터 얻어지게 되는데, 스트링 s_1 을 스트링 s_2 로 전환하는데 사용되어지는 연산들은 다음과 같다.

(1) s_1 에 속하는 코너를 삭제

(2) s_2 에 속하는 코너를 s_1 에 삽입

(3) s_1 에 속하는 코너를 s_2 의 대응하는 코너로 전환

위의 세 가지 연산만을 고려하면 $Dist(s_1, s_2)$ 함수는 동적 스트링 매칭(dynamic string matching)의 일종인 레벤슈타인 거리(Levenshtein Distance)와 관련이 있다. 이러한 레벤슈타인 거리를 사용하면 두 모델 스트링간의 거리를 정확하게 계산할 수 있는데, $d[s_1, s_2]$ 는 동적 프로그래밍(dynamic programming)에 의하여 계산되어질 수 있으며 두 모델

스트링 A와 B의 거리는 다음의 알고리즘으로 구해진다 (6).

```
[String Matching Algorithm]
D(0,0) := 0;
for i := 1 to #A do D(i,0) := D(i-1,0) +
    r(A(i));
for j := 1 to #B do D(0,j) := D(0,j-1) +
    q(B(j));
for i := 1 to #A do
    for j := 1 to #B do
        begin
            m1 := D(i-1,j-1) + p(A(i),B(j));
            m2 := D(i,j-1) + q(B(j));
            m3 := D(i-1,j) + r(A(i));
            D(i,j) := min(m1,m2,m3);
        end;
여기서 p(A(i),B(j)) = 대치 혹은 교체에 필요한
    비용
    q(B(i)) = 삽입에 필요한 비용
    r(A(i)) = 삭제에 필요한 비용
```

위에서 기술한 알고리즘을 이용하여 두 스트링간의 거리를 계산하기 위하여는 각각의 연산에 필요한 비용을 정의할 필요가 있다. 본 논문에서는 $q(B(i))$ 와 $r(A(i))$ 의 비용을 각각 0.5로 주었다. 그리고 $p(A(i),B(j))$ 는 A의 i 번째 정점이 B의 j 번째 정점으로 대치되는 정도를 나타내는 데, 이를 다음의 식(3)과

같이 정의함으로써 거리 계산이 대칭이 되며, 계산에 필요한 시간을 줄일 수 있다.

$$P[A(i),B(j)] = P \frac{|\theta_\alpha - \theta_\beta|}{\theta_{\max}} + Q \frac{|d_\alpha - d_\beta|}{d_{\max}} \quad (3)$$

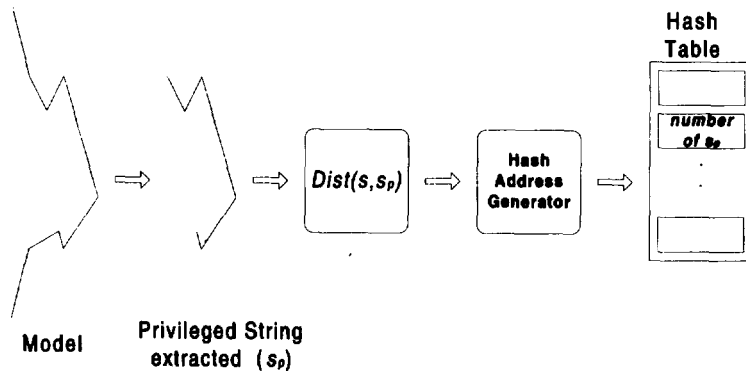
여기서, θ_α 와 θ_β 는 각각 정점 α 와 β 의 각이고, d_α 및 d_β 는 각각 정점 α , β 에서 다음 정점까지의 거리이며, P와 Q는 각각 0.7과 0.3의 값을 갖는다. 또한 본 논문에서는 θ_{\max} 를 45°로 주었으며 d_{\max} 는 대칭을 위하여 $\max(d_\alpha, d_\beta)$ 로 대치하였다.

3.2 해싱 및 해시 테이블 작성

해싱이란 찾고자 하는 데이터의 키를 이용해서 데이터베이스에서 데이터가 저장되어 있는 위치의 어드레스를 직접 산술적으로 계산하여 원하는 데이터를 취하는 방식의 데이터베이스 검색 기법이다. 본 논문에서는 모든 모델에서 구해진 특권 스트링들의 거리를 계산하여 이들 중 유사성이 가장 높은 스트링을 참조 스트링(reference string) s 로 선정하고, 각각의 스트링으로부터 참조 스트링까지의 거리를 키값으로하여 해시 테이블을 구성하였다. 그림 1은 모델에서 구해진 특권 스트링을 해시 테이블에 저장하는 과정을 보여준다. 여기서 참조 스트링 s 를 선정하는 과정은 다음과 같다.

(1) 두 개의 스트링 s_i 와 s_j 의 모든 쌍에 대한 거리를 $Dist(s_i, s_j)$ 를 이용하여 구한다.

여기서, $s_i, s_j \in S$ 이며 $Dist(s_i, s_j)$ 는 만일



(그림 1) 해시 테이블의 작성 과정
(Fig. 1) The construction process of hash table

$s_i = s_j$ 이면 0의 값을 갖는다. 또한 본 논문에서 사용한 $Dist(s_i, s_j)$ 함수는 대칭이므로 다음의 조건(4)를 만족하며, 이는 각 스트링간의 거리를 계산함에 있어 모델 스트링의 총 수가 n 이라면 $n(n-1)/2$ 의 계산을 필요로 한다.

$$Dist(s_i, s_j) = Dist(s_j, s_i) \quad (4)$$

(2) (1)에서 구한 거리를 이용하여 다음의 조건(5)를 만족하는 특권 스트링 s 를 참조 스트링으로 선정한다.

$$s \in S \text{ 이고 } \max\{Dist(s, s_k) | s_k \in S\} \text{ is Minimum} \quad (5)$$

이렇게 하여 최종적으로 만들어진 해시 테이블은 그림 2와 같은 형태를 갖는다.

4. 모델 검색 및 좌표 변환

일단 인덱싱을 위한 해시 테이블이 모든 특권 스트링에 대하여 구해졌으면 미지의 입력 영상으로부터 모델을 검색하는 과정은 매우 간단하다. 미지의 입력 영상으로부터 구해진 특권 스트링을 p 라고 하면 이것과 참조 스트링 s 로 부터의 거리 $Dist(s, p)$ 를 구한 후 이를 이용하여 해시 테이블을 검색한다. 즉 미지의 영상으로부터 구해진 특권 스트링이 모델을 검색하는데 사용되어지며, 이러한 해시 검색은 이진 트리 구조의 평균 검색 효율이 $O(\log_2 f)$ 인데 반해 $O(n)$ 의 평균 검색 효율을 가지므로 매우 효율적이다. 입력 영상으로

부터 구해진 하나의 특권 스트링은 하나 혹은 여러 개의 모델에 대한 가설을 생성할 수 있으며 이는 다시 해싱을 통하여 검색된 모델 스트링들과의 거리를 재계산하여 이 값이 주어진 임계값보다 작은 모델스트링과 최종 매칭이 되는 것으로 간주된다. 이렇게 하여 매칭 모델이 결정되면 미지의 물체와 모델과의 정점을 이용하여 미지 물체의 위치 변동과 회전 량을 결정하게 되는 변환 벡터를 구하여야 한다. 하나의 정점에 대한 변환식은 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} X_s \\ Y_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k \cos \theta & -k \sin \theta \\ k \sin \theta & k \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_m \\ Y_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \end{bmatrix} \quad (6)$$

여기서, X_m 과 Y_m 은 모델의 정점에 대한 좌표이며, X_s 와 Y_s 는 미지 물체의 정점에 대한 좌표이고, T_x 와 T_y 는 x, y축에 대한 이동량이며, θ 와 k 는 각각 회전 량과 비율을 나타낸다.

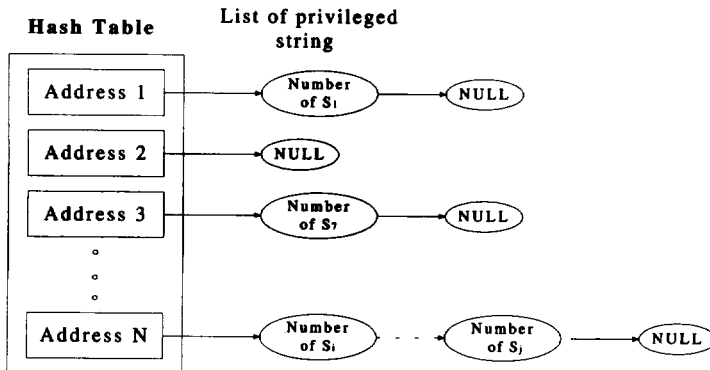
그러나, 위의 식(6)는 하나의 정점에 대하여 변환을 계산한 값이므로 정확한 변환 값이라고 볼 수가 없다. 또한 실제 물체에는 정점이 여러 개 있으므로 각 정점에 대해 변환 량이 약간씩 다르게 된다. 따라서 두 개 또는 그 이상의 정점에 대한 변환을 계산하여 변환 값의 오차를 보정해 나가는데, 본 논문에서는 5개의 정점을 하나의 스트링으로 하여 매칭을 행하였으므로 이를 이용하여 변환 벡터를 계산한다.

먼저, 모델의 정점벡터를

$$\{(X_{m1}, Y_{m1}), \dots, (X_{mn}, Y_{mn})\}, n \leq 5$$

이라 놓고, 미지 물체의 정점 벡터를

$$\{(X_{s1}, Y_{s1}), \dots, (X_{sn}, Y_{sn})\}, n \leq 5$$



(그림 2) 최종적으로 만들어진 해시 테이블
(Fig. 2) Constructed hash table

이라 놓으면, 변환벡터

$$Q = (k \cdot \cos \theta, k \cdot \sin \theta, T_x, T_y)^T \quad (7)$$

는 $MQ = B$ 를 만족해야 한다.

여기서 행렬 M과 B는 각각 다음과 같다.

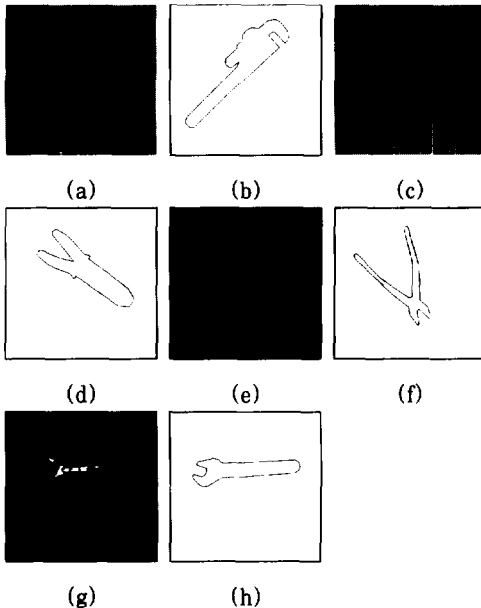
$$M = \begin{bmatrix} X_{m1} & -Y_{m1} & 1 & 0 \\ Y_{m1} & X_{m1} & 0 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{mn} & -Y_{mn} & 1 & 0 \\ X_{mn} & Y_{mn} & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} X_{s1} \\ Y_{s1} \\ \vdots \\ \vdots \\ X_{sn} \\ X_{sn} \end{bmatrix}$$

이 때 $E = B - MQ$ 만큼의 오차가 생기며, 따라서 제곱 오차인 $E^T E$ 를 최소화하는 변환 벡터는 식(8)과 같다.

$$\hat{Q} = (M^T M)^{-1} M^T B \quad (8)$$

5. 실험 및 결과

본 실험은 C언어를 사용하여 SUN Enterprise



(그림 3) 모델영상과 다각형 근사화된 영상
(Fig. 3) Objects image and the result of polygonal approximation

- (a) model 1 (b) polygonal approximation of model 1
- (c) model 2 (d) polygonal approximation of model 2
- (e) model 3 (f) polygonal approximation of model 3
- (g) model 4 (h) polygonal approximation of model 4

3000 W/S에서 수행 되었으며, 실험에는 삼성비전보드 MVB-03 보드를 이용하여 얻은 영상을 512 × 512 해상도의 256 명암도로 양자화 하여 사용하였다. 실험에서 모델로 사용되어진 물체는 각각 파이프 렌치, 와이어 스트리퍼, 플라이어, 몽키스패너등이며 이들을 각각 전처리 한 다음 모델링하고, 이들중 임의의 물체를 두 개 선택하여 겹쳐 놓은 후 입력 영상을 동일하게 전처리하여 모델과 매칭을 행한다.

다음의 그림 3의 (a)-(h)까지는 각각 실제의 모델 영상과 이에 대한 다각형 근사화의 결과이며, 본 논문에서는 임계값을 2로 하여 곡선 분할을 행하였다. 그러나, 이렇게 행한 다각형 근사화는 너무 많은 정점을 갖게 되므로 실제적으로는 이를 곡률 계산에 의하여 곡률이 극부적으로 최대인 점을 찾는다.

다음으로 모든 모델에서 구해진 특권 스트링은 표 1과 같으며, 이들의 시작점에 대한 좌표 리스트는 표 2와 같다.

표 3은 이렇게 구해진 모든 모델 스트링들에 대하여 거리를 구한 결과이며, 표에서 볼 수 있는 바와 같이 $n(n-1)/2$ 번의 계산만으로 모든 스트링들 간의 거

<표 1> 특권 스트링 리스트
<Table 1> List of privileged string

Privileged String	Model	Starting Vertex in the Polygonal Approximation
1	1	12
2	1	18
3	1	21
4	1	19
5	1	17
6	2	2
7	2	6
8	2	7
9	2	10
10	2	11
11	3	8
12	3	10
13	3	0
14	3	4
15	3	9
16	4	2
17	4	8
18	4	9
19	4	0
20	4	3

〈표 2〉 모델의 정점에 대한 좌표 리스트
 〈Table 2〉 List of model vertices

Object	Vertices (Y,X)							
Model	1	197, 231	146, 370	132, 388	104,333	417, 80		
	2	181, 229	241, 232	232, 237	174,280	166, 286		
	3	399, 284	378, 324	63, 243	158, 68	347, 283		
	4	181, 89	214, 77	216, 75	158, 143	193, 123		

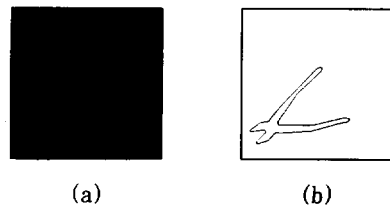
〈표 3〉 모델 스트링간의 거리 계산 결과
 〈Table 3〉 List of edit distance of all model string

Model	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	Max of Row
1	0.0																				4.492
2	3.5	0.0																			3.898
3	2.1	2.3	0.0																		3.890
4	3.3	2.0	2.1	0.0																	3.891
5	4.5	2.0	3.9	3.9	0.0	3.3	3.0	3.3	3.1												4.492
6	2.9	3.3	2.6	3.5	3.3	0.0	3.0	2.5	2.3												3.964
7	3.6	3.0	3.5	3.6	3.0	3.0	0.0	2.0	2.3												4.516
8	4.5	1.9	3.3	3.4	3.3	2.5	2.0	0.0	2.7												4.587
9	2.7	1.4	1.5	2.9	3.1	2.6	2.8	2.7	0.0												3.289
10	2.3	2.8	1.8	1.5	4.3	3.6	3.7	3.9	2.0	0.0	1.3	2.6									4.281
11	2.6	2.5	0.7	2.2	4.0	2.9	3.8	3.5	1.8	1.9	0.0	1.7	2.0								3.968
12	3.5	2.7	1.8	2.7	3.7	4.0	3.7	4.6	1.9	2.6	1.7	0.0									4.587
13	2.6	3.5	1.8	2.4	4.4	3.9	3.6	4.3	2.7	2.0	2.0	2.0	0.0								4.415
14	3.7	2.9	2.4	1.1	3.5	3.5	4.2	3.3	3.0	2.1	2.3	3.2	2.8	0.0							4.152
15	2.2	3.2	1.4	2.4	4.5	3.5	4.5	4.3	2.5	1.9	1.3	2.3	1.8	2.0	0.0						4.516
16	3.7	2.8	2.9	2.4	3.9	3.4	3.5	4.0	2.8	3.3	3.2	2.3	3.7	3.1	3.9	0.0					3.980
17	3.6	3.9	3.2	3.2	3.9	2.1	3.6	3.1	3.3	3.0	3.6	3.4	2.7	3.7	3.6	3.1	0.0				3.898
18	4.0	3.5	2.8	3.9	3.3	1.6	2.7	1.7	2.7	4.0	2.8	3.9	4.0	3.8	3.6	3.7	2.3	0.0			4.038
19	2.2	3.2	2.9	2.8	3.2	2.5	2.3	3.8	2.9	2.2	3.1	3.8	3.2	3.6	2.9	4.0	2.4	3.4	0.0		3.977
20	3.9	2.6	2.3	2.7	3.8	3.3	2.7	4.1	2.0	2.8	2.2	2.6	1.8	2.9	3.0	2.0	2.0	3.4	3.6	0.0	4.095

리를 계산함을 알 수 있다. 또한 표 3에서 보는 바와 같이 $\max \{Dist(s, s_k) | s_k \in S\}$ 가 최소인 스트링으로 9번째의 특권 스트링이 선정되었는데, 이 스트링을 참조 스트링으로하여 해시 테이블을 구성하였다.

그림 4의 (a),(b)는 각각 떨어져 있는 물체에 대한 입력 영상과 이에 대한 다각형 근사화의 결과이며, 모델과 매칭을 행한 결과가 표 4에 나타나 있다.

표 4에서 보는 바와 같이 입력 영상이 모델 3의 플라이어와 매칭이 되었음을 볼 수 있는 데, 여기서 입력 영상의 4번째 정점에서 시작하는 특권 스트링이 11번



(그림 4) 미지의 입력영상과 다각형 근사화된 결과
 (Fig. 4) Unknown scene and the result of polygonal approximation
 (a) Unknown input image
 (b) Polygonal approximation of unknown scene

〈표 4〉 모델과의 매칭 결과
 〈Table 4〉 The result of matching process

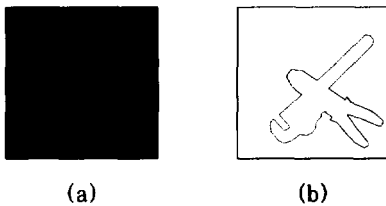
Hypothesis	Starting Scene Vertex in the Poygonal Approximation	Hypothesized Privileged String	Result	Model	Scaling	Transformation		
						Rotation	Translation	
							T _x	T _y
1	4	11	accepted	3	1.00	88.71	429.01	133.01

〈표 5〉 겹쳐진 물체에대한 모델과의 매칭 결과
 〈Table 5〉 The result of matching process of input scene of occluded objects

Hypothesis	Starting Scene Vertex in the Poygonal Approximation	Hypothesized Privileged String	Result	Model	Scaling	Transformation		
						Rotation	Translation	
							T _x	T _y
1	28	6	accepted	2	0.99	178.43	599.81	545.03
2	7		rejected					
3	8	2	accepted	1	0.96	176.48	508.91	509.09

의 특권 스트링과 매칭이 되었으며, 11번의 특권 스트링이 모델 3에 속하는 것을 표 2에서 볼 수 있다. 또한 이렇게 매칭된 모델에 대하여 변환 벡터를 구한 결과 회전 각도는 88.7도이며, T_x와 T_y는 각각 429.01과 133.01임을 알 수 있다.

또한, 그림 5의 (a),(b)는 각각 모델중 두개의 물체를 임의로 선택하여 겹쳐 놓은 미지의 입력 영상과 이에 대한 다각형 근사화의 결과이며, 이렇게 겹쳐 놓은 미지의 입력 영상과 모델과의 매칭을 행한 결과가 표 5에 나타나 있다.



(그림 5) 겹쳐진 물체에대한 입력영상과 다각형 근사화된 결과

(Fig. 5) Input scene of occluded objects and the result of polygonal approximation

(a) Input scene of occluded objects

(b) Polygonal approximation of input scene of occluded objects

표 5에서 보는바와같이 미지의 입력 영상을 모델과

매칭한 결과 가려진 두 물체가 모두 인식되었음을 볼 수 있으며, 겹쳐진 두 물체가 각각 파이프 렌치와 와이어 스트리퍼로 인식되었다. 이렇게 매칭된 모델에 대하여 변환 벡터를 계산하여 얻은 결과도 표 5에 함께 나타내었다.

6. 결 론

본 논문에서는 일반 산업 현장에서 흔히 사용되는 여러 가지 물체들에 대하여 그들의 윤곽선을 입력으로 받아 이들의 일부 윤곽선을 특권 스트링을 만든 다음 이를 스트링 매칭과 해시 검색을 이용함으로써 독립된 물체와 겹쳐진 물체에 대한 인식을 실험하였고, 또한 그 가능성을 제시하였다. 스트링 매칭과 해시 검색을 이용하는 본 논문에서는 각 모델스트링간의 거리를 계산함에 있어 대칭이 되는 비용 함수를 사용하여 계산 시간을 줄였으며 참조 스트링과 각 스트링간의 거리를 키값으로 이용하여 해시 테이블을 작성하고 검색함으로써 검색 과정을 간략하고 빠르게 할 수 있었다. 실제로 모델을 계층적으로 찾아가는 기존의 방식이 평균 8-10번의 거리를 계산해야만 매칭을 행할 수 있었음에 반해 본 논문에서 제안한 방법은 평균 2-3번의 거리 계산만으로 매칭을 행할 수 있었다.

실제 실험에서는 스트링 선정을 위한 전처리 과정을 제외하면, 아주 빠른 시간에 물체를 인식함을 볼 수 있

었으나, 스트링의 선정이 전처리 과정에 의존적인 면이 강하므로 다소의 시간이 소비되었으며, 전처리 단계에서 인식률의 증대를 위하여 보다 개선된 알고리즘이나 하드웨어적인 처리가 필요하리라 생각된다. 또한 카메라의 위치나 기타의 원인에 의한 좌표의 왜곡은 인식률을 급격히 저하시키기 때문에 이 또한 해결해야 할 과제라 할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

[1] W. A. Perkins, "A Model-Based Vision System for Industrial Parts," IEEE Trans. on Computers, Vol. C-27, No. 2, pp. 126-143, 1978

[2] K. Ikeuchi, "Determining a Depth Map Using a Dual Photometric Stereo," Int. Journal of Robotics Research, Vol. 6, No. 1, pp. 15-31, 1987

[3] S. B. Marapane and M. Trivedi, "Region-Based Stereo Analysis for Robotic Applications," IEEE Trans. Sys. Man Cyber. Vol. 19, No. 6, pp. 1447-1464, 1989.

[4] 이지용, 이병곤 "로봇과 화상처리를 이용한 위험 기계의 loading 작업," 산업안전학회지, Vol. 9, No. 1, pp. 31-39, 1994.

[5] T. F. Knoll and R. C. Jain, "Recognizing Partially Visible Objects Using Feature Indexed Hypotheses," IEEE Journal for Robotics and Automation, Vol. RA-2, No. 1, pp. 3-13, 1986

[6] W. H. Tsai and S. S. Yu, "Attributed String Matching with Merging for Shape Recognition," IEEE Trans. Vol. PAMI-7, No. 4, pp. 453-462, 1985

[7] N. Ayache and O. D. Faugeras, "HYPER: A New Approach for the Recognition and Positioning of Two-Dimensional Objects," IEEE Trans. PAMI. Vol. 8, No. 1, pp 45-54, 1986

[8] R. Mehrotra and W. I. Grosky, "Shape Matching Utilizing Indexed Hypotheses Generation and Testing," IEEE Trans. on Robotics

and Automation, Vol. 5, No. 1, pp. 70-77, 1989

[9] N. Otsu, "A threshold selection method from gray level histograms," IEEE Trans.Syst. Man.Cybern., Vol. SMC-9, pp. 62-66, 1979

[10] A. M. Bruckstein, et al., "Similarity-Invariant Signatures for Partially Occluded Planar Shapes," Int. Journal of Computer Vision, Vol. 7, No. 3, pp. 271-285, 1992

[11] U. Ramer, "An Iterative Procedure for the Polygonal Approximation of Plane Curves," CGIP. Vol. 1, pp. 244-256, 1972

[12] A. Rosenfeld and E. Johnston, "Angle Detection on Digital Curves," IEEE Trans. on Computers. Vol. C-22, pp.875-878, Sep. 1973

[13] F. Stein and G. Medioni, "Structural indexing: efficient 2-D object recognition," IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell., Vol. PAMI-14, No. 12, Dec. 1992



김 관 동

1996년 충북대학교 정보통신공학과 졸업(학사)
 1998년 충북대학교 정보통신공학과(공학석사)
 관심분야: 패턴인식 및 컴퓨터 비전, 영상통신 및 데이터 감측

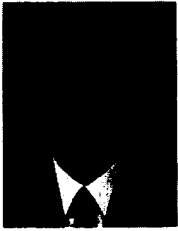


이 지 용

1992년 호서대학교 산업안전공학과 졸업(학사)
 1994년 충북대학교 안전공학과(공학석사)
 1996년 충북대학교 안전공학과 박사수료

1997년~현재 Robotics Lab., ATR&D, Motorola Korea Ltd.

관심분야: Neural Network, 패턴인식 및 컴퓨터 비전, 스테레오 비전



이 병 곤

- 1972년 한양대학교 기계공학과 졸업(학사)
- 1985년 한양대학교 기계공학과 (공학박사)
- 1985년~현재 충북대학교 안전공학과 교수

관심분야 : 영상 처리를 이용한 로봇 자동화



안 재 형

- 1981년 충북대학교 전기공학과 졸업(학사)
- 1983년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학석사)
- 1992년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학박사)

1987년~1989년 충북대학교 정보통신공학과 전임강사
 1989년~1993년 충북대학교 정보통신공학과 조교수
 1993년~현재 충북대학교 정보통신공학과 부교수
 관심분야 : 영상통신 및 데이터 감축, 물체의 운동량 검출 및 보상, 인간의 시각효과 및 응용