

정합확률을 이용한 겹쳐진 물체의 인식에 대하여

(On the Recognition of the Occluded Objects
Using Matching Probability)

南 基 坤,* 李 秀 東,** 李 梁 成*

(Ki Gon Nam, Soo Dong Lee and Ryang Sung Lee)

要 約

부분적으로 가려진 물체의 인식은 공장자동화를 위한 실제 문제를 해결하는 비전 응용 분야에서 중요한 문제가 되고 있다.

본 논문에서는 부분적으로 가려진 2차원 물체의 인식 문제를 해결하는 한 기법에 대하여 서술한다. 이러한 기법은 3단계로 구성된다. 즉, 1) 경계점 추적, 2) 선형선소의 추출, 3) 정합확률에 의한 정합벡터의 결정으로 구성된다.

80개의 모델을 포함하고 있는 20개의 영상화면에서 시험해 본 결과는 평균적으로 95%의 인식율을 나타내었다.

Abstract

The recognition of partially occluded objects is of prime importance for industrial machine vision applications and to solve real problems in factory automation.

This paper describes a method to solve the problem of occlusion in a two dimensional scene. The technique consists of three steps: searching of border, extracting of line segments and clustering of hypotheses by matching probability.

Computer simulation results have been tested for 20 scenes contained the 80 models, and have obtained 95% of properly correct recognition rate on the average.

I. 서 론

로봇 비전을 위한 물체 인식의 기본 과제는 임의 형태로 놓여진 물체의 인식과 그러한 물체의 위치 및 방향을 결정하는 것이다. 이러한 컴퓨터비전

분야의 연구는 지난 30년 동안 괄목하게 발달되어 왔으며, 또한 그들의 응용분야는 문자 인식, 의료진단, 목표물추적 및 원격제어 등 많은 분야를 포함하고 있다.

최근, 공장자동화를 위한 비전시스템은 로봇 공학 분야에서 관심의 대상이 되고 있다. 로봇 및 공장자동화에 대한 많은 상업적인 비전시스템이 개발되었을지라도 그들의 성능은 아직 초보적인 단계에 있다고 할 수 있다. 이러한 이유는 많은 제조 공정 분야의 업무가 지적인 영상해석을 요구하며, 또한 경

*正會員, 釜山大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Pusan Univ.)

**正會員, 蔚山大學校 電子 및 電算機工學科
(Dept. of Elec. & Comp. Eng., Ulsan Univ.)

接受日字: 1988年 3月 14日

제성 뿐만 아니라 처리속도, 정확도 및 고도의 적응성을 요구하고 있기 때문이다.¹¹⁾

로봇 비전 시스템이 효율적으로 사용되기 위해서는 복잡한 물체를 융통성 있게 처리할 수 있는 능력을 가져야 한다. 이것은 물체의 다양한 형태에 대한 인식과 아울러 주어진 환경 속에서 물체가 놓여 있는 방향 및 위치 등을 결정할 수 있어야 한다.¹²⁾

대개의 물체 인식 시스템은 모델에 기초를 둔 시스템(model-based system)이다. 이러한 시스템의 인식 기법은 미리 정의된 물체의 모델과 미지의 입력 영상을 정합시키는 것이다. 즉 모델영상에 대한 특징(feature)을 추출한 후 이것을 미지영상의 특징과 비교 정합시켜 문제영역에서의 물체의 범주와 그들의 방향 및 위치 정보를 특징짓는 것이다.^{13~14)}

일반적인 물체의 인식 기법은 인식코자 하는 물체가 특징짓는 불변의 특징에 의존한다. 그러나, 이러한 물체의 특징은 물체가 다른 물체와 붙어 있거나 겹쳐짐에 의해 소실(occlusion)되어지므로 정확한 인식이 불가능하게 된다. 이러한 경우, 물체의 전체특징(global feature)을 이용한 물체의 인식기법은 물체의 부분적인 서술만으로 물체의 전체를 특징지을 수 없으므로 이용하기 곤란하다. 이러한 소실현상은 극히 제한된 환경을 제외하고는 일반적으로 발생되기 때문에 부분적으로 가려진 물체의 인식은 비견 응용 및 공장자동화 분야에 중요한 문제로 대두된다.¹⁵⁾

이러한 특징 소실 문제를 해결하는 기법은 경계를 이용한 방법^{16~17)}과 국부특징(local feature)에 기초를 둔 방법¹⁸⁾으로 대별된다. 전자의 기법은 경계-정합 등과 같은 방법을 이용하는 것이고, 후자는 Hole, 모서리 및 그들 사이의 관계(relation)와 같은 국부특징을 이용하는 것이다. 그러나, 이러한 기법은 계산량이 방대하거나 정합 알고리즘이 복잡하고^{4,5,10,11)} 물체 형태의 변형, 잡음 등에 대응하기 곤란하며,^{3,6,7,8)} 물체의 크기 변화를 처리할 수 없었다.^{5,6,9~11)} 또한 광범위한 물체의 인식 결과는 좋지 못했다.

본 논문에서는 모델과 미지영상의 경계 특징을 비교하여 가설(hypotheses)을 발생시키고, 이러한 가설이 타당하게 정합되어질 확률을 계산한 후, 이러한 정합확률을 이용한 물체의 인식 기법에 대하여 서술하고자 한다. 또한, 이러한 기법은 부분적으로 가려진 물체의 인식에 이용할 수 있음을 예로써 보이고자 한다.

제 2 장에서는 다각형 근사화에 의해 형성된 선형선소(linear segment)를 이용한 정합확률론에 의한 인식 알고리즘에 대하여 기술하며, 제 3 장에서는 정합확률론에 의한 인식 기법의 물체 인식 능력을 설명하

기 위한 시뮬레이션 결과를 나타내었다.

II. 정합확률론에 의한 인식 알고리즘

물체를 인식하고 위치시키기 위하여 영상에서 추출된 특징은 위치, 방향 및 크기에 관한 정보를 포함하고 있어야만 한다. 영상에서 물체의 경계점들을 다각형으로 근사화함으로써 추출되는 선형선소는 이러한 정보를 포함하고 있으며, 모델 및 미지영상은 선형선소의 집합으로 변환된다. 또한 특징 집합의 요소로서의 선형선소는 물체의 경계점으로부터 추출된 국부특징으로 구성된다. 선형선소의 형태는 식 (1)과 같이 표현된다.

$$\text{Segment} = (X, Y, A, L) \quad (1)$$

여기서, X 및 Y는 선형선소의 중심점 좌표 정보이며, A는 x축에 대한 선형선소의 방향각이고, L은 선형선소의 길이를 나타낸다.

모델 및 미지영상에 대한 선형선소의 집합을 각각 MD(model description) 및 SD(scene description)라고 하면 이들은 각각 식 (2), (3)으로 표현된다.

$$MD = \{M_i | M_i = (MX_i, MY_i, MA_i, ML_i), i=1 \cdots M\} \quad (2)$$

$$SD = \{S_j | S_j = (SX_j, SY_j, SA_j, SL_j), j=1 \cdots N\} \quad (3)$$

여기서, M_i 는 모델 영상으로부터 추출된 i 번째 선형선소이며, S_j 는 미지영상으로부터 추출된 j 번째 선형선소를 나타낸다. 또한, M과 N은 각각 모델 및 미지영상으로부터 추출된 선형선소의 수를 나타낸다. 식 (1)에서와 마찬가지로 모델과 미지영상의 각각에 대하여 (MX_i, MY_i) , (SX_j, SY_j) 는 선형선소의 중심점 x-y 좌표를 표시하며, MA_i , SA_j 는 선형선소의 방향각, ML_i , SL_j 는 선형선소의 길이를 나타낸다.

물체 인식의 당면과제는 가능한 모델을 부분적으로 가려져 있거나 변형된 물체로 구성된 문제영역내의 미지물체와 정합시키는 것이다. 이러한 문제 해결의 기본적인 개념은 모델의 선형선소와 미지영상의 선형선소를 비교하여 유사성(similarity)를 계산하고 최대의 정합확률을 갖는 가설로부터 물체에 대한 확신과 물체의 위치, 방향 및 크기를 결정하는 것이다. 정합확률을 이용한 부분적으로 가려진 물체의 인식 알고리즘의 블록도는 그림 1에 나타내었다.

문제영역에서의 모델의 위치, 방향 및 크기는 이동인자(translation factor), 회전인자(rotating factor) 및 축척인자(scaling factor)의 조합에 의한 변

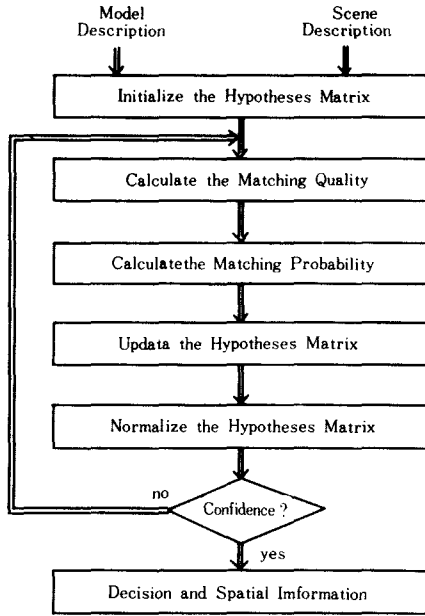


그림 1. 정합확률에 의한 인식 알고리즘
 Fig. 1. Blockdiagram of the recognition algorithm for occlusion by matching probability.

환 T로서 정의된다. 변환 T는 식 (4)와 같은 벡터 V로 표시된다.

$$V = (\theta, \alpha, \delta X, \delta Y) \quad (4)$$

여기서, θ 는 회전인자, α 는 축척인자이며 $\delta X, \delta Y$ 는 이동인자를 나타낸다. 가설벡터 V_{ij} 는 모델의 i 번째 선형선소 M_i 와 미지영상의 j 번째 선형선소 S_j 를 정합시킴으로써 발생하는 가설벡터라고 가정하면 V_{ij} 는 식 (5)와 같이 주어진다.

$$V_{ij} = (\theta_{ij}, \alpha_{ij}, \delta X_{ij}, \delta Y_{ij}) \quad (5)$$

여기서, 모든 모델의 무게중심 좌표는 (0, 0)라 하면

$$\theta_{ij} = SA_j - MA_i$$

$$\alpha_{ij} = SL_j / ML_i$$

$$\delta X_{ij} = SX_j - \alpha_{ij} \{MX_i \cos(\theta_{ij}) - MY_i \sin(\theta_{ij})\}$$

$$\delta Y_{ij} = SY_j - \alpha_{ij} \{MX_i \sin(\theta_{ij}) + MY_i \cos(\theta_{ij})\}$$

모델의 M개 선형선소와 미지영상의 N개 선형선소를 서로 정합시킴으로써 가설벡터 배열 H는 식 (6)과 같이 표현된다.

$$H = \begin{bmatrix} (V_{11}, P_{11}), (V_{12}, P_{12}), \dots, (V_{1j}, P_{1j}), \dots, (V_{1N}, P_{1N}) \\ (V_{21}, P_{21}), (V_{22}, P_{22}), \dots, (V_{2j}, P_{2j}), \dots, (V_{2N}, P_{2N}) \\ \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \\ (V_{i1}, P_{i1}), (V_{i2}, P_{i2}), \dots, (V_{ij}, P_{ij}), \dots, (V_{iN}, P_{iN}) \\ \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \\ (V_{M1}, P_{M1}), (V_{M2}, P_{M2}), \dots, (V_{Mj}, P_{Mj}), \dots, (V_{MN}, P_{MN}) \end{bmatrix} \quad (6)$$

여기서, $P_{ij} (i=1 \dots M, j=1 \dots N)$ 는 정합확률(matching probability)로서 모델의 i 번째 선형선소와 미지영상의 j 번째 선형선소가 정합되어질 확률을 나타내며 이때, i 번째 선형선소에 의해 설정되는 N개의 가설벡터의 정합확률의 합은 항상 1 즉, $(P_{i1} + P_{i2} + \dots + P_{iN}) = 1$ 이 되며, 이러한 정합확률 가운데 어느 하나가 커지게 되면 다른 정합확률들은 상대적으로 작아져야 한다. 초기의 정합확률들은 N개의 가설벡터에 대하여 균일하다고 가정할 때 식 (7)과 같이 된다.

$$P_{ij} = 1/N, \quad i=1 \dots M, \quad j=1 \dots N \quad (7)$$

식 (6)에 사용되어진 정합확률은 반복적인 과정을 통하여 정합정도(matching quality)에 의해 경신되어진다. 정합정도는 기본적으로 유사한 성질을 갖는 가설벡터의 정합확률의 합으로 주어진다. 즉, 각각의 가설벡터 V_{ij} 는 가설벡터공간 즉, $(\theta, \alpha, \delta X, \delta Y)$ 공간 상에서 하나의 점으로 대응되며, 두개의 가설벡터 사이의 유사정도는 두 점사이의 거리(distance)로서 계산된다.

예로서, 크기를 무시한다고 가정하면 가설벡터 $V_{ij} = (\theta_{ij}, \delta X_{ij}, \delta Y_{ij})$ 는 그림 2에서 보는 바와 같이

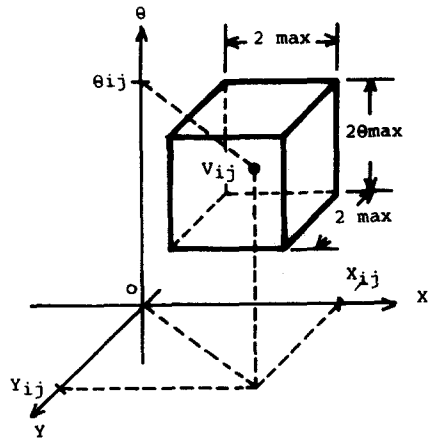


그림 2. 인접한 가설벡터의 위치 표현
 Fig. 2. Notation of the similar hypothesis vector.

$(\theta, \delta X, \delta Y)$ 공간상의 한 점으로 표시된다. $V_{i,j}$ 에 중심을 둔 입방체 내에 존재하는 임의의 가설벡터 $V_{k,i}$ 은 $V_{i,j}$ 에 인접해 있으며 두 가설벡터는 서로 유사한 성질을 갖는다고 할 수 있다. 즉, 두점 사이의 절대거리(absolute distance)가 허용오차 이내 일때, 식 (8)을 만족시킬 때 두개의 가설벡터는 유사한 성질을 갖는다고 할 수 있다.

$$\max\{|\delta X_{i,j} - \delta X_{k,i}|, |\delta Y_{i,j} - \delta Y_{k,i}|\} \leq \delta \max \quad (8a)$$

$$|\theta_{i,j} - \theta_{k,i}| \leq \theta \max \quad (8b)$$

$$|a_{i,j} - a_{k,i}|/a_{i,j} \leq a \max \quad (8c)$$

여기서, $\delta \max$, $\theta \max$, $a \max$ 는 거리, 각도 및 크기에 대한 최대 허용오차를 나타내며, 이러한 최대 허용오차를 작게 하면 잘 정제된 정합결과를 얻을 수 있으나 제거될(rejected) 확률이 크고, 크게 할 경우에는 오인식률이 높아진다. 본 논문에서는 $\delta \max=5$ 픽셀거리, $\theta \max=5^\circ$ 및 $a \max=5\%$ 로 사용하였다.

이러한 가설벡터 사이의 유사정도를 이용하여 n 차 정합정도는 식 (9)와 같이 주어진다.

$$Q_{i,j} = \sum_{k=1}^{M-1} P_{k,i}^{-1} \quad i=1 \cdots M, j=1 \cdots N \quad (9)$$

여기서, k 는 식 (8)을 만족하는 $1 \leq k \leq M$, $1 \leq 1 \leq N$, $i \neq k$ 의 값이다. 이러한 정합정도는 가설벡터공간에서 그 밀집도가 높은, 인접한 가설 벡터가 많은 가설벡터일 수록 큰 값을 갖게 된다. 또한 밀집도가 높은 가설벡터의 정합정도는 반복처리 과정을 통하여 단조증가하며 상대적으로 밀집도가 낮은 가설 벡터는 감소되어진다.

또한, 식 (9)의 정합정도는 가설벡터에 대한 새로운 정합확률을 계산하게 된다. 경신되어질 n 차 정합확률은 식 (10)으로 주어진다.

$$\bar{P}_{i,j} = P_{i,j}^{-1} (A + B * Q_{i,j}), \quad i=1 \cdots M, j=1 \cdots N \quad (10)$$

여기서, A , B 는 Weighting 상수로서 정합확률의 경신폭을 결정한다. 즉, A 는 인접한 다른 가설벡터가 존재하지 않을 때($Q_{i,j}=0$), $P_{i,j}$ 를 감소시키는 폭을 결정하며, B 는 인접한 가설벡터가 존재할 때($Q_{i,j} \neq 0$), $P_{i,j}$ 를 증가시키는 폭을 결정하게 된다. 만약, 초기적으로 ($P_{i,j}=1/N$), $N=3M$ 라 하고 M 개의 가설 벡터만 서로 인접해 있다고 할 때 ($Q_{i,j}=M/N$), 정합되어지는 M 개 가설벡터의 정합확률은 30% 증가시키고 정합되지 않는 가설벡터에 대하여서는 현재의 정합확률의 30% 감소시키고자 하면, $A=0.3$ 이 되고 $A+B*Q_{i,j}=1.3$, 즉 $B=3$ 이 된다. 극단적으로,

$A=0$ 이고 i 번째 선형선소와 정합되는 선형선소가 존재하지 않을 때, i 번째 행의 모든 확률은 0가 된다. 또한 이러한 결과는 초기의 정합확률을 경신해 나가 기 곤란하다. 그러므로, A 는 $0 < A < 1$ 사이의 값이며, B 는 $B > 0$ 의 값으로서 B 가 A 에 대하여 너무 크게 되면(약 10배 정도 이상) 경신폭이 크므로 전체적인 수렴특성이 거칠어져 인식율을 낮게 한다. 본 논문에서는 각각 $A=0.33$, $B=3$ 으로 사용하였다.

식 (10)의 결과에서 i 번째 선형선소에 관련된 N 개의 가설벡터의 정합확률(식 (6)의 i 번째 행)의 합은 1이 되지 않는다. 그러므로 식 (10)의 결과는 정규화하여야만 한다. 식 (10)에 대한 정규화된 n 차 정합확률은 식 (11)로서 주어진다.

$$P_{i,j} = \bar{P}_{i,j} / \sum_{k=1}^N \bar{P}_{i,k}, \quad i=1 \cdots M, j=1 \cdots N \quad (11)$$

식 (8)~식(11)의 반복 처리과정에서, 밀집도가 높은 가설벡터의 확률은 단조증가 하고, 상대적으로 낮은 가설벡터의 정합확률은 단조감소하게 되므로, 모델의 i 번째 선형선소는 미지영상의 N 개 선형선소와 정합시킨 임의의 한 가설벡터의 정합확률이 1로 수렴해 나감을 볼 수 있다. 즉, 모델의 i 번째 선형선소와 최대로 정합되어지는 미지영상의 한 선형선소가 검색됨을 볼 수 있다. 이러한 반복처리 과정에서 검색되어진 M 개의 가설벡터 가운데 밀집도가 높은 것은 빨리 수렴하고 밀집도가 낮은 벡터는 천천히 수렴한다. 또한 검색되어진 M 개 가설벡터는 모두 인접한 가설벡터들로 구성되지는 못한다. 그러므로 이러한 반복처리 횟수는 제한되어야 하며, 본 논문에서는 정합확률이 99% 이상의 정합확률을 갖는 가설벡터의 수가 $0.25 * M$ 개(즉, 모델 전체 선형선소 수의 25%) 이상일 때까지 반복 처리된다.

최종의 인식 결론은 정합벡터를 계산함으로써 이루어진다. 이러한 정합벡터는 모델의 각 선형선소에 대하여 최대로 정합되는 최대 정합확률 $\max\{P_{i,j} | j=1 \cdots N\}$ 을 갖는 M 개 가설벡터 $\{(\theta_i, a_i, \delta X_i, \delta Y_i) | i=1 \cdots M\}$ 에 각 요소의 평균편차 이내에 존재하는 가설벡터(밀집도가 높은 가설벡터에 인접해 있는 가설벡터)의 평균치로 처리하였으며, 정합벡터 V 는 식 (12)로 주어진다.

$$V = (\theta, a, \delta X, \delta Y) \\ = 1/M' \sum_{i=1}^{M'} (\theta_i, a_i, \delta X_i, \delta Y_i), \quad 1 \leq M' \leq M \quad (12)$$

여기서, M' 는 $|\theta_i - \theta| \leq \theta_a$, $|a_i - a|/a \leq a_a$, $|\delta X_i - \delta X| \leq \delta X_a$ 및 $|\delta Y_i - \delta Y| \leq \delta Y_a$ 을 만족하는 가설 벡터의 수이며, θ , a , δX , δY 는 각 요소의 평균치

이고, θ_a , α_a , δX_a , δY_a 는 각 요소의 평균편차를 나타낸다.

식 (12)의 정합벡터는 모델영상을 문제영역으로 위치시키는 정보를 제공하여 준다. 즉, $x-y$ 좌표계에서 $x'-y'$ 좌표계로의 좌표변환 관계식은 식 (13)으로 주어진다.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = a \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta X \\ \delta Y \end{bmatrix} \quad (13)$$

III. 시뮬레이션 결과

문제영역의 미지영상에서 부분적으로 가려진 물체의 인식을 위하여 본 논문에서는 4개의 모델을 사용하였다. 모델은 렌치, 프라이어, 가위 및 드라이버와 같은 도구로서 구성하였다. 이러한 공구에 대한 모델은 영상화면에서 256×256 픽셀 크기로 구성되며, 구성한 모델영상은 그림 3에 나타내었다. 여기서, 좌표축 $x-y$ 의 원점은 화면의 한 가운데이며, 눈금은 10픽셀 단위로 나타내었다.

구성된 영상은 간단한 경계 추적 알고리즘^(12,13)을 이용하여 공구의 경계점을 찾는다. 이러한 과정은 물체의 경계를 따라 이동하면서 경계점에 놓여있는 픽셀의 정보 즉, 좌표값을 순서적으로 저장한다. 물체의 경계를 추출한 후, 이러한 경계점들은 다각형 근

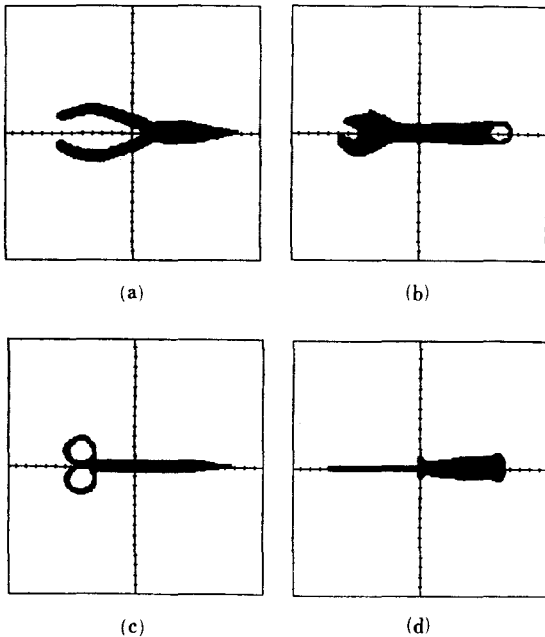


그림 3. 모델 영상 (a)~(d)
Fig. 3. Images of the object models (a)~(d).

사화 알고리즘⁽¹⁴⁾을 이용하여 선형선소의 집합으로 근사화한다. 이러한 과정은 양자화 오차, 잡음 및 변형의 영향을 감소시키는 효과를 가져온다. 각 모델들을 18~24개의 선형선소들로 근사화된다. 본 논문에서는 물체의 경계를 근사화하기 위하여 분리-합성 기법⁽¹⁴⁾을 수정하여 사용하였다. 이러한 기법은 경계점들을 초기적인 선형선소들로 분리한 후 유사한 특징을 갖는 인접된 선형선소들을 합성하는 것이다. 그림 3에 나타낸 모델 영상에 대한 다각형 근사화 결과는 그림 4에 나타내었다.

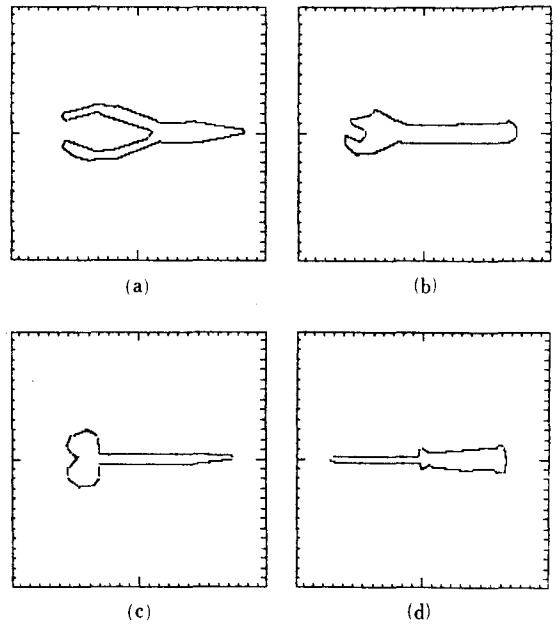


그림 4. 다각형 근사화된 모델 (a)~(d)
Fig. 4. Polygonal approximation of the object models (a)~(d).

인식하여야 할 미지영상에 대한 정보는 모델영상의 처리방법과 마찬가지로 수행되어진다. 즉, 미지영상은 경계 추적 알고리즘과 분리-합성 알고리즘을 통하여 선형선소의 집합으로 변환된다. 본 논문에서는 시뮬레이션을 위하여 사용된 예제영상은 20개를 구성하였으며, 대표적인 예제영상은 그림 5에 나타내었다.

이러한 영상에서 물체의 경계점 수는 1000~1500개로 구성된다. 또한 분리-합성 알고리즘으로 부터 얻어지는 선형선소의 수는 56~84로 구성된다. 그림 5의 영상에 대한 다각형 근사화 결과는 그림 6에 나타내었다.

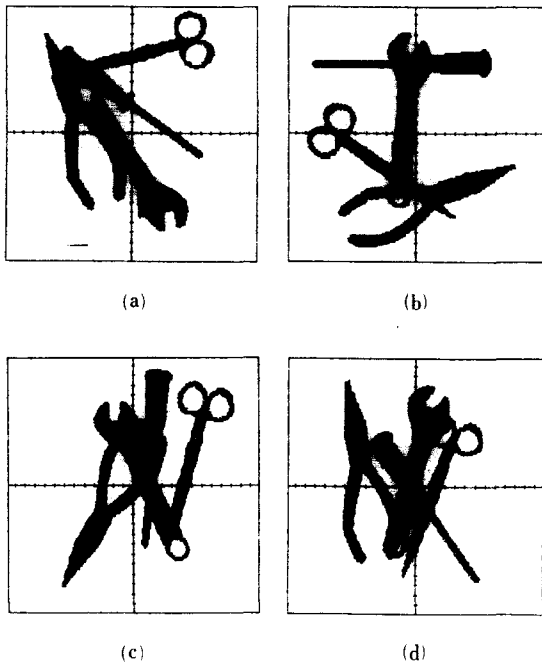


그림 5. 미지 영상 (a)~(d)
 Fig. 5. Images of the occluded objects (a)~(d).

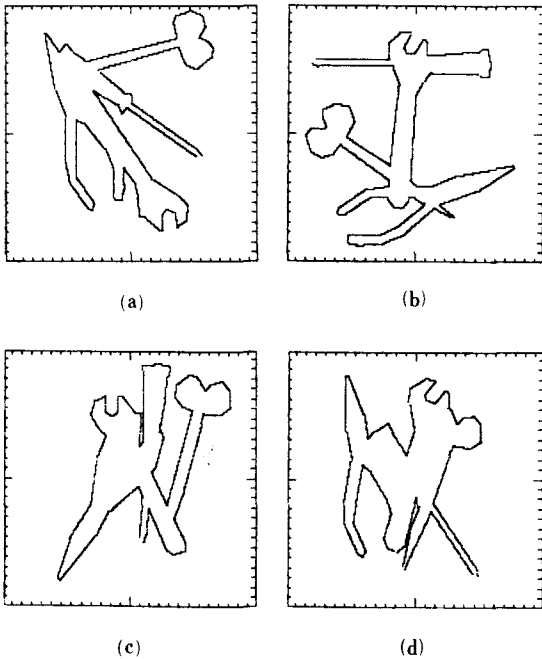


그림 6. 다각형 근사화된 미지영상 (a)~(d)
 Fig. 6. Polygonal approximation of the occluded objects (a)~(d).

정합확률에 의한 인식알고리즘은 미지영상에 존재하는 모든 모델의 인식과 방향, 위치 및 크기에 관한 정보를 추출하기 위하여 사용된다. 20개의 미지영상에 포함되어 있는 80개의 모델 가운데 76개의 모델이 정확하게 정합되어졌으며(95.0%), 4개는 다른 모델에 정합시키거나 정합시키지 못한 결과를 얻었다. 그림 7과 표 1은 그림 6에 나타낸 4개의 예제영상에 대한 인식 결과를 나타내었다. 그림 7에서 실선은 미지영상을 다각형 근사화한 결과이며, 점선은 경계 추적 알고리즘에 의한 모델의 경계를 정합 벡터를 이용하여 문제영역으로 위치시킨 결과이다. 즉, 표 1에 나타낸 바와 같이 미지영상에서의 모델은 모델(그림 4)의 중심점(원점)을 중심으로 rotation값만큼 회전시켜 Scaling값 만큼 크기를 조절한 후, shift X, shift Y값 만큼 이동시킨 상태임을 나타낸다.

정합되어진 후, 프로그램은 역시 정합에 기여한 선형선소들로부터 정합 확신을 계산하였다. 정합 확신은 모델의 전체 선형선소의 길이의 합에 대한 정합되어진 선형선소의 길이의 합으로 계산하였다. 표 1은 각 모델에 대하여 정합되어진 선형선소의 갯수와 아울러 정합확신도 나타내었다. 예제영상에 대한 정합확신은 24~81%에 이르렀으며, 평균 회전오차는

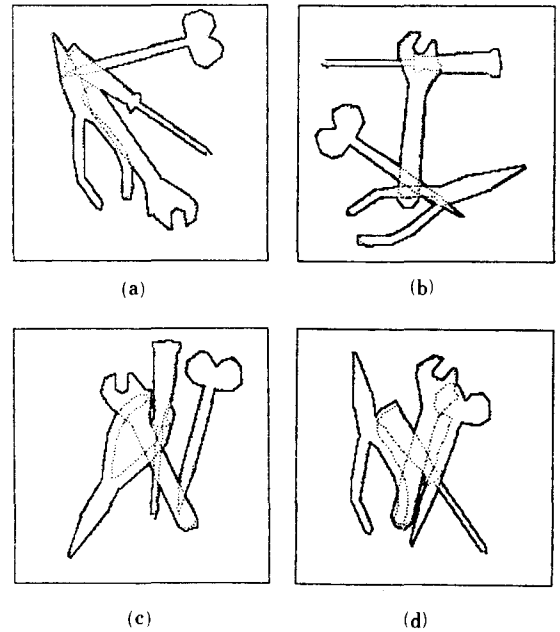


그림 7. 그림 5에 나타낸 미지영상에 대한 인식결과 (a)~(d)
 Fig. 7. Results of matching of the occluded images in fig. 5. (a)~(d).

표 1. 그림 6에 대한 정합결과
Table 1. Maching results of Fig. 6.

SCENE NAME	MODEL NAME	SHIFT X [PIXEL]	SHIFT Y [PIXEL]	ROTATATION [DEGREE]	SCALING [%]	RATIO OF MATCHING	CONFIDEN [%]
(A)	WRENCH	-49.93	0.17	110.25	99.98	19/24	70.47
	PLIER	0.34	-29.85	125.25	97.02	14/19	44.01
	SCISS.	10.36	79.59	-165.41	100.01	14/19	64.05
	DRIVER	- 5.02	30.05	145.07	99.00	10/18	56.62
(B)	WRENCH	-0.32	-70.23	19.84	97.97	17/24	59.44
	PLIER	-9.66	19.94	-94.61	96.98	12/19	28.83
	SCISS.	-40.16	-29.73	-35.04	100.00	14/19	46.03
	DRIVER	-10.31	-70.36	0.55	98.50	10/18	24.14
(C)	WRENCH	-20.14	-9.97	-120.28	100.00	10/24	49.43
	PLIER	10.27	10.20	-64.47	98.98	12/19	30.45
	SCISS.	60.31	30.15	-104.57	97.80	15/19	81.63
	DRIVER	19.87	30.04	85.11	98.57	10/18	24.14
(D)	WRENCH	-50.01	-0.20	100.48	99.03	15/24	63.16
	PLIER	0.65	19.89	-104.71	96.99	11/19	31.46
	SCISS.	20.11	-0.04	-109.41	99.01	10/19	34.21
	DRIVER	10.61	-20.47	125.49	97.00	5/18	27.41

1.0°였으며, 평균 이동 오차는 x 및 y축에 대하여 각각 1.0 및 1.0 픽셀거리, 평균축척오차는 3%이었다. 이상과 같은 시뮬레이션 결과로부터 정합확률에 의한 인식기법에 따라 부분적으로 가려진 물체의 인식 결과는 양호한 것으로 사료된다.

또한, 정합확률의 경신은 궁극적으로 모델의 선형 선소와 정합되어질 미지영상의 선형선소를 검색하는 것이다. 식 (6)의 정합확률을 경신하기 위한 정합 정도 계산횟수는 초기에 $(M \times N)^2$ 를 수행하지만 차후의 계산에는 앞의 계산결과를 이용하여 계산 횟수를 줄일 수 있었다. 즉, $Q_{ij}=0$ 인 항은 인접된 벡타가 존재하지 않거나 정합될 가설벡타가 존재할 확률이 거의 없음을 나타내므로 이에 대한 정합정도를 또 다시 계산할 필요가 없게 된다. 예제영상에 대한 계산회수의 평균적인 감소비율은 그림 8에 나타내었다. 그림 8에서 나타낸 바와 같이 2차 처리에서는 $(M \times N)^2$ 의 약 19%, 3차 처리에서는 약 0.01%의 계산만으로 정합정도가 경신되어짐을 알 수 있다.

그러므로, 초기의 계산량이 알고리즘 전체의 계산량의 약 83%를 차지함으로 초기의 계산처리를 위하여 선험적인 지식을 부가하여 지능적인 검색을 할 필요가 있었다.

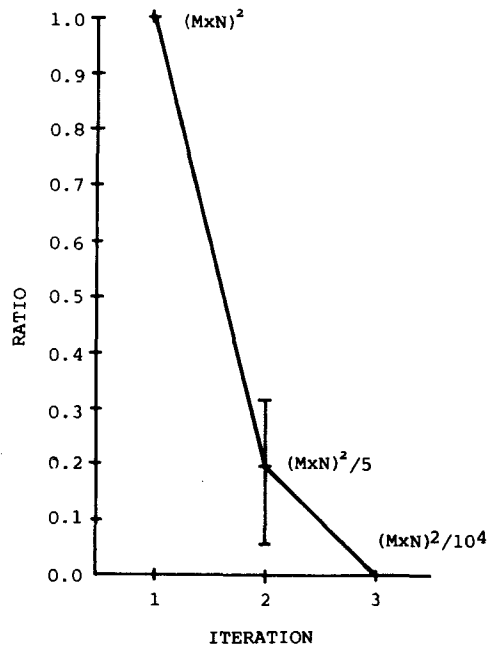


그림 8. 반복횟수에 대한 정합정도의 계산량
Fig. 8. Computing quantity vs iteration no.

IV. 결 론

본 논문에서 제시한 정합확률에 의한 인식 기법은 제 3 장의 시물레이션 결과를 토대로 2차원에서 물체 윤곽의 손실에 관한 문제를 해결하는 한 방법임을 확인하였다. 인식 기법은 하나의 선형선소에 국한시키지 않고 미지영상과 정합된 모델의 모든 선형선소를 위치시킴으로써 높은 인식율을 나타낼 수 있었다. 아울러 정합확률의 계산은 앞에서 처리된 정합확률을 고려함으로써 계산량을 감소시켰다.

시물레이션의 결과로부터 양호한 인식 결과를 보였으나, 축척인자에 대하여 3% 정도의 오차를 보이며 작게 인식됨을 볼 수 있었다. 이러한 결과는 물체의 윤곽이 부분적으로 가려짐에 따라 다각형 근사 화시에 선형선소의 길이가 부분적으로 작아짐에 따른 오차로 사료되며, 이러한 3%의 오차는 차후의 인식을 위한 선행적인 오차로 고려할 수 있겠다.

參 考 文 獻

- [1] R.T. Chin, C.R. Dyer, "Model-based recognition in robot vision," *Computing Surveys*, vol. 18, no. 1, pp. 67-108, Mar. 1986.
- [2] R. Horard, T. Stordas, "Model-based strategy planning for recognizing occluded parts," *IEEE Computer*, vol. 20, no. 8, pp. 58-64, Aug. 1987.
- [3] W.A. Perkins, "A model-based vision system for industrial parts," *IEEE Trans. Computer*, vol. C-27, no. 2, pp. 126-143, Feb. 1978.
- [4] J.L. Turney, T.N. Mudge, R.A. Loz, "Recognizing partially occluded parts," *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-7, no. 4, pp. 410-421, Jul. 1985.
- [5] D.H. Ballard, "Generalizing the hough transform to detect arbitrary shapes," *pattern recognition*, vol. 13, pp. 111-122, 1981.
- [6] B. Bhanu, O.D. Faugeras, "Shape matching of two dimensional objects," *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-6, no. 2, pp. 137-156, Mar. 1984.
- [7] N. Ayache, O.D. Faugeras, "HYPER: a approach for the recognition and positioning of two dimensional objects," *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-8, no. 1, pp. 44-54, Jan. 1986.
- [8] M.W. Koch, R.L. Kashyap, "Using polygons to recognizing and locate partially occluded objects," *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-9, no. 4, pp. 483-494, Jul. 1987.
- [9] B. Bahnu, J.C. Ming, "Recognition of occluded objects: a cluster-structure algorithm," *Pattern Recognition*, vol. 20, no. 2, pp. 199-211, 1987.
- [10] T.F. Koll, R.C. Jain, "Recognizing partially visible objects using feature indexed hypotheses," *IEEE J. Robotics and Automation*, vol. RA-2, no. 1, pp. 3-13, Mar. 1986.
- [11] R.C. Boles, R.C. Cain, "Recognizing and locating partially visible objects: the local-feature-focus method," *Int'l J. Robotics Research*, vol. 1, no. 3, pp. 52-82, 1982.
- [12] T.O. Binford, "Survey of model-based image analysis systems," *Int'l J. Robotics Research*, vol. 1, no. 1, pp. 18-64, Spring. 1982.
- [13] P.W. Kitchin, "Processing of binary image," in *Robot Vision*, Ed. A. Pugh, Springer-Verlag, pp. 21-42, 1983.
- [14] T. Pavlidis, S.L. Horowitz, "Segmentation of plane curves," *IEEE Trans. Computer*, vol. C-23, no. 8, pp. 860-870, Aug. 1974. *

著者紹介



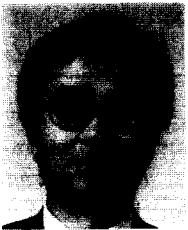
南 基 坤(正會員)

1955年 5月 1日生. 1977年 2月 부산대학교 공과대학 전자공학과 학사학위 취득. 1981年 8月 부산대학교 대학원 전자공학과 석사학위 취득. 1988年 2月 부산대학교 대학원 전자공학과 박사과정. 현재 부산대학교 공과대학 전자공학과 조교. 주관심 분야는 패턴인식, 비전시스템등임.



李 秀 東(正會員)

1946年 12月 4日生. 1969年 2月 서울대학교 전자공학과 졸업 학사학위취득. 1978年 2月 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업 석사학위 취득. 1981年 9月 영국BRUNEL대(MSC.). 1984年 7月 영국 BRUNEL대(Ph. D). 현재 울산대학교 전자 및 전산기공학과 교수. 주관심분야는 인공지능, 패턴인식등임.



李 梁 成(正會員)

1928年 2月 16日生. 1953年 3月 서울대학교 전기공학과 학사학위 취득. 1959年 9月 미국 미네소타대학 수학. 1975年 2月 부산대학교 대학원 전자공학과 박사학위취득. 현재 부산대학교 공과대학 전자공학과 교수. 주관심분야는 디지털 시스템, 계산기 구조등임.