

가려진 물체의 인식을 위한 정합 알고리즘

남 기곤, 박 의열, 이양성

부산대학교 전자공학과

ON THE MATCHING ALGORITHM  
FOR THE RECOGNITION OF THE OCCLUDED OBJECTS

KI GON NAM, UI YUL PARK and RYANG SUNG LEE  
DEPT. OF ELECTRONIC ENG. PUSAN NAT. UNIV.

Abstract

This paper describes a matching method to solve the problem of occlusion in a two dimensional scene. The technique consist of three steps: generation of hypotheses, clustering of hypotheses by matching probability, updating of hypotheses.

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

I. 서론

로봇트 비전 시스템이 효율적으로 사용되기 위해서는 복잡한 물체를 융통성있게 처리할 수 있는 능력을 가져야만 한다. 이것은 물체의 다양한 형태에 대한 인식과 아울러 주어진 환경 속에서 물체가 놓여 있는 방향 및 위치 등을 결정할 수 있어야 한다.

대개의 물체 인식 시스템은 모델-구조 시스템(Model-Based System)이다. 이러한 시스템의 인식 기법은 미리 정의된 물체의 모델과 미지의 입력영상을 정합시키는 것이다. 즉, 모델영상에 대한 특징(Feature)을 추출한 후 이것을 미지영상의 특징과 비교 정합시켜 문제영역에서의 물체의 범주와 그들의 방향 및 위치 정보를 특정짓는 것이다.

일반적인 물체의 인식 기법은 인식시켜 하는 물체가 특정짓는 물체의 특징에 의존한다. 그러나, 이러한 물체의 특징은 물체가 다른 물체와 붙어있거나 겹침에 의해 소실(Occlusion)되어지므로 정확한 인식이 불가능하게 된다. 이러한 경우, 물체의 전체특징(Global Feature)을 이용한 물체의 인식기법은 물체의 부분적인 서순반으로 물체의 전체를 특정

지을 수 없으므로 이용하기 곤란하다. 이러한 소실 현상은 극히 제한된 환경을 제외하고는 일반적으로 발생되기 때문에 부분적으로 가려진 물체의 인식은 비전 응용 및 공장자동화 분야에 중요한 문제로 대두된다.

이러한 특징의 문제를 해결하는 기법은 Boundary-Based와 Local Feature-Based의 형태로 대별된다. 전자의 기법은 경계추출, 정합 등과 같은 방법을 이용하는 것이고, 후자는 모서리 및 그들 사이의 관계(Relation)와 같은 국부특징(Local Feature)을 이용하는 것이다. 그러나, 이러한 기법은 계산량이 방대하거나 정합 알고리즘이 복잡하고, 물체 형태의 변형, 잡음 등에 대응하기 곤란하며, 물체의 크기(Scale) 변화를 처리할 수 없었다. 또한 광범위한 물체의 인식 결과는 좋지 못했다.

본 논문에서는 모델과 미지영상의 경계특징을 비교하여 가설(Hypotheses)을 설정하고, 이러한 가설이 타당하게 정합되어질 확률을 이용하여 가설을 경진하고 경진되어진 가설로부터 물체의 정보를 판정하는 인식 기법에 대하여 서술하고자 한다. 또한, 이러한 기법은 부분적으로 가려진 물체의 인식에 이용할 수 있음을 예로서 보이고자 한다.

II. 정합확률에 의한 정합 알고리즘

영상에서 물체의 경계점들을 다각형근사화함으로써 모델 및 미지영상은 선형선소의 집합으로 변환되며, 특징 집합의 요소로서 선형선소는 물체의 경계점으로 부터 추출된 국부특징으로 구성된다. 선형선소의 형태는 식(1)과 같이 표현된다.

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

여기서, X 및 Y는 선형선소의 중심 좌표 정보이며,

## 접촉된 물체의 인식을 위한 정합 알고리즘

A는 x축에 대한 선형선소의 방향각이고, L는 선소의 길이를 나타낸다. 모델 및 미지영상에 대한 선형선소의 집합을 각각 MD 및 SD라고 하면 이들은 각각 식(2) (3)으로 표현된다.

$$MD = \left\{ M_i \mid M_i = (MX_i, MY_i, MA_i, ML_i), i=1..M \right\} \quad (2)$$

$$SD = \left\{ S_j \mid S_j = (SX_j, SY_j, SA_j, SL_j), j=1..N \right\} \quad (3)$$

여기서,  $M_i$ 는 모델 영상으로부터 추출된 i번째 선형 선소이며,  $S_j$ 는 미지영상으로부터 추출된 j번째 선형 선소를 나타낸다. 또한, M과 N는 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 본체영역내의 미지물체와 정합시키는 것이다. 이러한 본체 해결의 기본적인 개념은 모델과 미지영상이 최대도 정합되어질 가설을 설정하고, 설정된 가설로부터 출력영상 즉 변환된 모델영상을 발생시킨다. 이러한 출력영상의 선형선소는 미지영상의 선형선소와 비교하여 새로운 가설을 설정하게 되며 이러한 순환 동작에 의하여 정합오차는 최소화되어진다. 최소의 정합오차를 갖는 가설로부터 물체의 위치, 방향 및 크기를 결정하는 것이다. 이러한 가설의 설정과정신을 이용한 적응 인식 시스템은 그림1에 나타내었다.

본체 영역에서의 모델의 위치, 방향 및 크기는 이동인자 (Translation Factor), 회전인자 (Rotating Factor) 및 축척인자 (Scaling Factor)의 조합에 의한 변환 T에로서 정의된다. 변환 T는 식(4)와 같은 벡터 V로 표시된다.

$$v = (\delta x, \delta y, \theta, \alpha)^T \quad (4)$$

여기서,  $\theta$ 는 회전인자,  $\alpha$ 는 축척인자이며,  $v$ 는 이동인자를 나타낸다. 이러한 가설V는 모델의 선형선소를 미지영상영역으로 변환시킨다. 변환되어진 영상은 출력영상 OD =  $\{O_i \mid O_i = (OX_i, OY_i, OA_i, OL_i), i=1..M\}$ 라 할 때 변환 T는 식(5)와 같이 정의된다.

$$\begin{pmatrix} OX_i \\ OY_i \\ OA_i \\ OL_i \end{pmatrix} = \alpha \begin{pmatrix} \sin\theta & -\cos\theta & 0 & 0 \\ \cos\theta & \sin\theta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1/\alpha & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} MX_i \\ MY_i \\ MA_i \\ ML_i \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \delta x \\ \delta y \\ \theta \\ \alpha \end{pmatrix} \quad (5)$$

변환된 모델영상 즉 출력영상의 선형선소는 미지영상의 선형선소와 비교하여 정합벡터배열을 구성하고 또한 비교되어진 선형선소의 유사성을 계산하여 최대의 정합 확률을 갖는 정합벡터들로부터 정합오차를 계산한다. 정합오차 계산 알고리즘은 그림2에 나타내었다.

정합벡터  $V_{ij}$ 는 출력영상의 i번째 선형선소  $O_i$ 와 미지 영상의 j번째 선형선소  $S_j$ 를 정합시킴으로써 발생하는 가설벡터라고 가정하면  $V_{ij}$ 는 식(6)와 같이 주어진다.

$$V_{ij} = (\delta x_{ij}, \delta y_{ij}, \theta_{ij}, \alpha_{ij})^T \quad (6)$$

여기서, 모든 모델의 무게중심 좌표는 (0,0)라 하면

$$\begin{aligned} X_{ij} &= SX_j - \alpha_{ij} \{ OX_i \sin\theta_{ij} - OY_i \cos\theta_{ij} \} \\ Y_{ij} &= SY_j - \alpha_{ij} \{ OX_i \cos\theta_{ij} - OY_i \sin\theta_{ij} \} \\ \theta_{ij} &= SA_j - OA_i, \quad \alpha_{ij} = SL_j / OL_i - 1.0 \end{aligned}$$

이러한 벡터는 두개의 선형선소가 정확하게 정합되어질 경우, (0,0,0,0)의 값을 갖게된다. 출력영상의 M개 선형 선소와 미지영상의 N개 선형선소를 서로 정합시킴으로써 정합벡터 배열 H는 식(7)과 같이 표현된다.

$$H = \begin{pmatrix} (V_{11}, P_{11}), \dots, (V_{1j}, P_{1j}), \dots, (V_{1N}, P_{1N}) \\ \vdots \\ (V_{i1}, P_{i1}), \dots, (V_{ij}, P_{ij}), \dots, (V_{iN}, P_{iN}) \\ \vdots \\ (V_{M1}, P_{M1}), \dots, (V_{Mj}, P_{Mj}), \dots, (V_{MN}, P_{MN}) \end{pmatrix}$$

여기서,  $P_{ij}$  ( $i=1..M, j=1..N$ )는 정합확률(Matching Probability)로서 출력영상의 i번째 선형선소와 j번째 선형선소가 정합되어질 확률을 나타내며 초기의 정합 확률은 식(8)과 같이 정의하였다.

$$P_{ij}^0 = 1/N, \quad i=1..M, j=1..N \quad (8)$$

식(7)에 사용되어진 정합확률은 반복적인 과정을 통해 정합정도(Matching Quality)에 따라 경진된다. 정합정도는 기본적으로 유사한 성질을 갖는 가설벡터 정합 확률의 합으로 주어지며, n차 과정의 정합정도는 식(9)로 정의하였다.

$$Q_{ij}^n = \sum_{kl} P_{kl}^{n-1}, \quad i=1..M, j=1..N \quad (9)$$

kl s.t. Eq.(10)

여기서, kl는 식(10)를 만족하는  $1 \leq k \leq M, 1 \leq l \leq N, i \neq k$ 의 값이다.

$$\max \left\{ \left| X_{ij} - X_{kl} \right|, \left| Y_{ij} - Y_{kl} \right| \right\} \leq \delta_{\max}$$

$$\left| \theta_{ij} - \theta_{kl} \right| \leq \theta_{\max}$$

$$\left| \alpha_{ij} - \alpha_{kl} \right| \leq \alpha_{\max}$$
(10)

여기서,  $\delta_{\max}$ ,  $\theta_{\max}$ ,  $\alpha_{\max}$ 는 거리, 각도 및 크기에 대한 최대 허용오차를 나타낸다. 경선되어질 n차 정합확률은 식(11)으로 주어진다.

$$\hat{P}_{ij}^n = P_{ij}^{n-1} (A + B Q_{ij}^{n-1}), \quad i=1..M, j=1..N \quad (11)$$

여기서, A, B는 상수로서 본 논문에서는 각각 A=0.33 B=3으로 사용하였다. 식(11)에 대한 정규화된 n차 정합확률은 식(12)로서 주어진다.

$$P_{ij}^n = \hat{P}_{ij}^n / \sum_{k=1}^N \hat{P}_{ik}^n \quad i=1..M, j=1..N \quad (12)$$

식(8) - 식(11)의 반복 처리과정은 출력영상의 i번째 선형선소와 정합시킨 미지영상의 N개 선형선소 중에서 임의의 한 선형선소에 대한 정합확률이 1로 수렴해 나감을 볼 수 있다. 즉, 출력영상의 한 선형선소와 최대로 정합되어지는 미지영상의 한 선형선소가 검색됨을 볼 수 있다. 이러한 과정은 반복 처리되며, 정합확률이 0.99 이상의 정합 확률을 갖는 가설백타의 수가 0.25xM개 (즉, 모델 선형선소 수의 25%) 이상일 때 까지 반복 처리된다.

최종의 정합오차백타는 정합백타매열의 정합확률이 0.9 이상인 정합백타의 평균치로서 계산된다. 또한 이러한 오차백타는 초기의 가설백타를 경선하게 된다.

### III. 시물레이션 결과

문제영역의 미지영상에서 부분적으로 가려진 물체의 인식을 위하여 본 논문에서는 4개의 모델을 사용하였다. 모델은 변지, 프라이어, 기워 및 드타이버와 같은 공구로서 구성하였다. 이러한 공구에 대한 모델은 영상화면에서 256x256 픽셀 크기로 구성 된다.

구성된 영상은 간단한 경계 추적 알고리즘 [5]을 이용하여 공구의 경계점을 찾는다. 이러한 과정은 물체의 경계를 따라 이동하면서 경계점에 놓여있는 픽셀정보 즉, 좌표값을 순차적으로 저장한다.

물체의 경계를 추출한 후, 이러한 경계점들은 다각형 근사화 알고리즘[6]을 이용하여 선형선소의 집합으로 근사화된다. 이러한 과정은 양자화 오차, 잡음 및 변형의 영향을 감소시키는 효과를 가져온다. 본 논문에서는 물체의 경계를 근사화하기 위하여 분리-합성기법[8]을 수정하여 사용하였다. 이러한 기법은 경계점들을 초기적으로 선형선소들로 분리한

후 유사한 특징을 갖는 인접된 선형선소들을 합성하는 것이다. 변지 모델에 대한 다각형 근사화 결과는 그림 3-(B)에 나타내었다.

인식하여야 할 미지영상에 대한 정보는 모델영상의 처리 방법과 마찬가지로 수행 되어진다. 즉, 미지영상은 경계 추적 알고리즘과 분리-합성 알고리즘을 통하여 선형 선소의 집합으로 변환된다. 본 논문에서는 시물레이션을 위하여 사용된 예제영상은 20개를 구성하였으며 대표적인 예제영상은 그림 4-(A)에 나타내었으며, 또한 분리-합성 알고리즘으로부터 얻어진 다각형 근사화 결과는 그림 4-(D)에 나타내었다.

정합확률에 의한 인식알고리즘은 미지영상에 존재하는 모든 모델의 인식과 방향, 위치 및 크기에 관한 정보를 추출하기 위하여 사용된다. 20개의 미지영상에 포함 되어 있는 80개의 모델 가운데 76개의 모델이 정확하게 정합되어졌으며(95.0%), 4개는 다른 모델에 정합시키거나 정합시키지 못한 결과를 얻었다. 그림 5 는 그림 4 의 예제 영상에서 변지에 대한 인식 결과를 나타내었다. 실선은 미지영상을 다각형근사화한 결과이며, 점선은 경계 추적 알고리즘에 의한 모델의 경계를 정합 백타를 이용하여 문제영역으로 위치시킨 결과이다.

정합되어진 후, 프로그램은 역시 정합에 기여한 선형선소들로부터 정합 확률을 계산하였다. 정합 확률은 모델의 전체 선형선소의 길이의 합에 대한 정합되어진 선형선소의 길이의 합으로 계산하였다. 예제영상에 대한 정합확률은 15 - 80 %에 이르렀으며, 평균 회진오차는 0.1°였으며, 평균 이동오차는 x 및 y축에 대하여 각각 0.5 및 1.0 픽셀거리, 평균축척오차는 0.03이었다. 이상과 같은 시물레이션 결과로부터 정합확률에 의한 인식 기법에 의한 부분적으로 가려진 물체의 인식 결과는 양호한 것으로 사료된다.

### IV. 결 론

본 논문에서 제시한 정합확률에 의한 인식 기법은 제3장의 시물레이션 결과를 토대로 2차원에서 물체온곽의 소실에 관한 문제를 해결하는 한 방법임을 확인하였다. 인식 기법은 하나의 선형선소에 국한시키지 않고 미지 영상과 정합된 모델의 모든 선형선소들 위치시킴으로써 높은 인식율을 나타낼 수 있었다. 아울러 정합 확률의 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 근사화시에 선형선소의 길이가 부분적으로 작아짐에 따른 오차로 사료되며, 이러한 3%의 오차는 차후의 인식을 위한 선택적인 오차로 고려할 수 있겠다.

IV. 참고 문헌

- [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] N.Ayake, 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
- [3] B.Bahnu, J.C.Ming, "Recognition of Occluded Objects: A Cluster-Structure Algorithm", *Pattern Recognition*, Vol.20, No.2, pp.199-211, 1987
- [4] 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
- [5] P.W.Kitchin, "Processing of Binary Images", in *Robot Vision*, Ed. A.Pugh, Springer-Verlag, pp.21-42, 1983
- [6] T.Pavlidis, S.L.Horowitz, "Segmentation of Plane Curves", *IEEE Trans. Computer*, Vol.C-23, No.8, pp.860-870, Aug., 1974

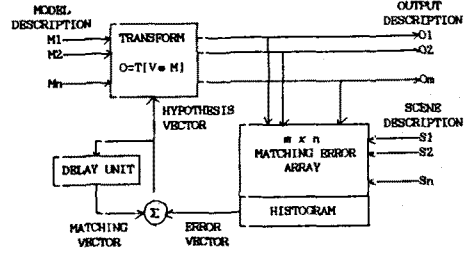


Fig.1 Adaptive Matching System

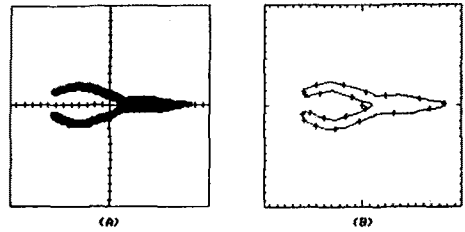


Fig.3 Wrench Model Image and Approx.

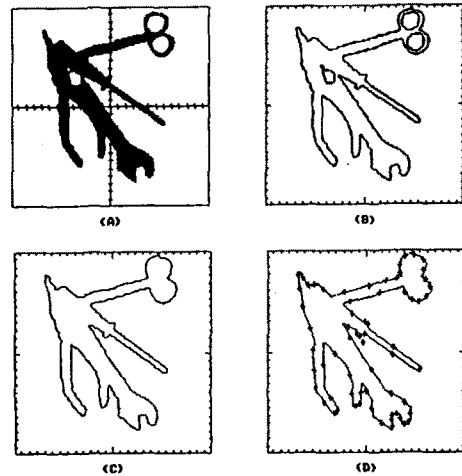


Fig.4 Test Image and its Approx.

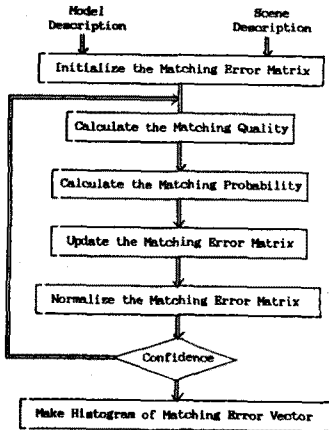


Fig.2 Matching Algorithm by Matching Probability

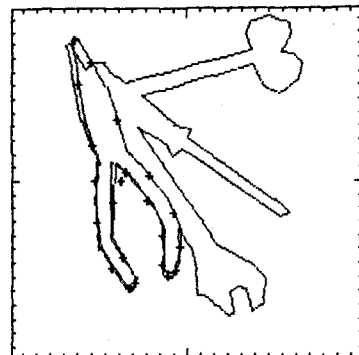


Fig.5 Matching Result of Wrench Model