

論 文

FUZZY 추론에 의한 중복물체 인식

正會員 金 亨 根* 正會員 朴 哲 河* 正會員 尹 吉 重* 正會員 崔 甲 石*

Recognition of Occluded Objects by Fuzzy Inference

Hyoung Geun KIM*, Cheol Ha PARK*, Gil Joong YOON*,
Gap Seok CHOI* Regular Members

要 約 본 논문에서는 fuzzy 추론에 의한 중복물체인식에 관해 연구하였다. 영상은 다각형 근사방법을 이용하여 선형 선소들의 집합으로 변환되었으며 각 선형선소는 물체의 경계점으로부터 추출된 국부특징점으로 구성되었다. 또한 추출된 특징량을 정보의 불확실성을 나타내는 fuzzy 개념과 대응시켜 fuzzy화 데이터로 나타내었으며, 미지영상에 있어서 모델의 인식은 모델영상으로부터 생성된 생성규칙을 이용하여 fuzzy 추론에 의해 이루어졌다. 실험을 통하여 불확실성의 정도 변화에 따른 인식 결과의 변화를 고찰하였으며, 120개의 모델이 포함되어 있는 30개의 미지영상에 대해 92.5%의 인식율을 얻었다.

ABSTRACT This paper is studied for the recognition of occluded objects by fuzzy inference. The images are transformed a group of linear line segments, which is formed local features extracted from curvature points, using polygonal approximation. The features extracted from images are represented to the fuzzified data which is mapped into fuzzy concepts to represent the fuzziness, and the recognition of a model from scenes is performed by fuzzy inference using the production rules which is generated from the model image. It is considered that the recognition results according to the change of degree of fuzziness in the experiments, and the experimental results for 30 scenes contained 120 models is obtained 92.5% of recognition rate.

I. 서 론

최근 생산 자동화를 배경으로 물체의 2차원 형상으로부터 물체를 인식하는 연구가 영상인식의 분야에서 중요시 되고 있다. 대부분의 물체 인식은 모델에 기초를 둔 인식 기법으로서 미리

정의된 물체의 모델과 미지의 입력 영상을 정합시키는 것이다". 이러한 물체 인식 기법은 인식하고자 하는 물체가 특정 짓는 불변의 특징점에 의존한다. 그러나 부분적으로 가려진 물체인식에 있어서 그러한 특징점은 물체가 부분적으로 가려짐에 의해 소실되므로 정확한 인식이 불가능하게 된다. 즉 물체의 일부분만으로는 면적이나 중심의 위치등과 같은 전체특징점(global feature)을 추출하기 곤란하다. 따라서 전체특징점 대신

*明知大學校 電子工學科
Dept. of Electronics, Myeongji University.
論文番號91-3 (接受1990. 9. 10)

홀이나 모서리 또는 그들 사이의 관계와 같은 국부특징점(local feature)을 이용하게 된다. 국부특징점은 단지 물체의 일부분에 의존된 특징점으로서 물체가 부분적으로 가려져 있을 때 유용하다. 그러나, 물체인식시 모두 국부특징점만을 특징량으로 사용하면 잡음에 약하고 처리 효율이 좋지 않게 된다. 따라서 어느 특징점을 사용하는가가 가려진 물체 인식에 중요한 과제가 된다고 할 수 있다.

현재까지의 중복물체 인식에 관한 연구를 살펴보면 크게 2가지로 나눌 수 있다. 첫째, 물체의 윤곽선을 몇개로 분할하고, 분할된 각각의 윤곽선에 대해 일반화 Hough 변환 수법을 적용하는 것⁽²⁾과 둘째로, 물체의 윤곽선을 직선 또는 원호로 근사시켜, 모델과 입력영상과의 대응에 따라 정합하는 것이다^(3,4). 그러나 이러한 방법들은 물체의 크기 변환등에 따른 처리 효율이 나쁘고, 오차의 영향으로 인해 물체의 형태에 의존하는 등의 문제가 발생한다.

한편 최근의 패턴인식, 특히 문자인식 분야에서 필자에 따른 필기의 변동을 흡수하는 방법으로 fuzzy 개념을 도입한 연구가 활발히 행해지고 있다^(5,6). 이러한 fuzzy 개념은 확률을 기본으로 하는 통계적인 방법을 탈피하여 임의의 함수를 전제하지 않은 비파라메타적인 방법으로서 대상에 대한 불확실함을 fuzzy 집합으로 표현하여 대상의 불확실함을 판단하는 것이다⁽⁷⁾.

본 논문에서는 영상의 입력시 발생하는 잡음의 영향과 물체의 크기변환등에 따른 인식의 애매성을 최대한 해소하고, 미지영상내의 모델의 위치, 방향 및 축적변화에 유연히 대응시키기 위해 정보의 불확실성을 나타내는 fuzzy 개념을 도입한 fuzzy 추론⁽⁸⁾에 의해 부분적으로 가려진 2차원 물체를 인식함으로써 보다 향상된 인식결과를 얻을 수 있도록 하였다. 인식은 전처리 과정과 인식과정으로 이루어지며 인식과정은 두 단계로 나뉘어진다. 전처리 과정에서는 다각형 근사 방법을 이용하여 모델영상과 미지영상에 대해 국부특징점으로서 선형선소들의 중심점과 방향각, 길이등을 추출한다. 인식과정중 첫번째 단계

에서는 추출된 모델과 미지영상의 특징점을 비교하여 선형선소들 간의 유사성을 측정하고, 변환인자들의 허용오차를 이용하여 선형선소들의 범위를 제한함으로써 최종인식을 위한 연산량을 감소시킨다. 이어서 두번째 단계에서는 최종인식단계로서, 제한되어진 선형선소들을 대상으로 하여 모델과 미지영상과의 매칭에 따라 인식을 행한다. 즉, 모델의 인식과 위치등을 결정하기 위해, 각 선형선소의 국부특징점들을 fuzzy화 데이터로 변환하고 모델과 미지영상의 각각의 선형선소들에 대한 fuzzy 추론에 의해 확신도를 설정함으로써 최종인식을 행한다.

II. 특징 추출과 모델형성

인식을 위해 추출되는 특징량은 위치, 방향 및 크기에 관한 정보를 포함하고 있어야 한다. 경계검출 과정을 거친 영상에서 물체의 경계점들은 다각형 근사화에 의해 여러개의 선형선소로 분리되며 모델 및 미지영상은 선형선소의 집합으로 변환된다. 또한 특징집합의 요소로서의 선형선소는 물체의 경계점으로부터 추출된 국부특징점으로 구성된다. 선형 선소의 형태는 식(1)과 같이 정의된다.

$$S_{eg} = (X, Y, A, L) \quad (1)$$

여기서 X, Y는 선형선소의 중심점 좌표이며 A는 X축에 대한 선형선소의 방향각이고, L은 선형선소의 길이를 나타낸다. 이러한 선형선소의 추출은 부분적인 경계점들을 직선으로 근사함으로써 이루어진다. 본 연구에서 사용된 다각형 근사화 알고리즘은 T. Pavlidis의 분리 및 합성알고리즘을 사용하였다⁽⁹⁾.

또한 모델 및 미지영상에 대한 선형선소의 집합을 각각 MD(Model Descripton) 및 SD(Scene Description)라 하면 이들은 각각 식(2), (3)으로 표현된다.

$$MD=(M_i|M_i=(MX_i, XY_i, MA_i, ML_i), \\ i=(\dots M) \quad (2)$$

$$SD=(S_j|S_j=(SX_j, SY_j, SA_j, SL_j), j=(\dots N) \quad (3)$$

여기서 M_i 와 S_j 는 각각 모델과 미지영상으로부터 추출된 i 와 j 번째 선형선소이며, M 과 N 은 각각 모델과 미지영상으로부터 추출된 선형선소의 갯수이다. 또한 (MX_i, MY_i) , (SX_j, SY_j) 는 모델과 미지영상에 있어서 선형선소의 중심점 좌표이며, MA_i , SA_j 는 선형선소의 X 축에 대한 방향각, ML_i , SL_j 는 선형선소의 길이를 나타낸다. 따라서 모델영상은 다각형 근사화에 의해 국부특징값이 포함된 선형선소들의 집합으로 모델링되고, 새로 입력되는 미지영상 역시 동일 과정을 거쳐 선형선소들의 집합으로 모델링되어 모델과 미지영상의 선형선소들간의 매칭에 의해 유사성을 측정하게 된다. 결국 측정된 유사성에 따라 미지영상내에 모델의 위치, 방향 및 축적도를 예측하게 된다.

Ⅲ. fuzzy 추론에 의한 인식알고리즘

최근, fuzzy 추론에 의한 패턴인식에 관해서 많은 연구가 이루어지고 있다⁽⁵⁾⁽⁶⁾⁽¹⁰⁾. 大森健兒는 온라인 필기체 한자인식을 위해 fuzzy 추론을 이용함으로써 필자에 따른 필기의 변동이 흡수될 수 있음을 보였으며⁽⁶⁾, F.H. Cheng 등은 fuzzy 개념에 기초를 둔 인식 방법을 제안하여 fuzzy entropy의 코스트(cost) 함수를 사용한 유사도에 의해 문자인식을 하였으며⁽⁶⁾, 山口 등은 fuzzy 집합론을 응용하여 fuzzy 추론에 의해 문자인식을 함으로써 인식률의 향상을 도모하였다⁽¹⁰⁾.

본 논문에서는 모델의 인식이 미지영상내의 모델의 위치, 방향 및 축적변화에 보다 유연히 대응될 수 있고, 영상의 입력시 발생하는 잡음의 영향과 물체의 크기변환등에 따른 변동을 최대한

해소하기 위해 각 선형선소들의 국부특징점들을 fuzzy 개념으로 대응시킨 fuzzy화 데이터로 변환하고, 생성규칙을 이용한 fuzzy 추론에 의해 최종인식의 확신도를 구함으로써 미지영상내의 모델을 인식하였다.

fuzzy 추론에 의한 중복물체 인식의 알고리즘을 개략적으로 살펴보면 다음과 같이 이루어진다.

- 1) 먼저 미지영상의 특징량을 fuzzy화 데이터로 변환한다.
- 2) fuzzy화 데이터로 변환되어 있는 각각의 모델 영상으로 부터 생성 규칙을 만든다.
- 3) fuzzy화 된 미지영상에 대해 생성 규칙을 적용하고, fuzzy 추론에 의해 하나의 모델영상과의 확신도를 구한다.
- 4) 가장 높은 확신도를 갖는 미지영상중의 형상을 그 모델 영상의 인식결과로 출력한다.
- 5) 또 다른 모델영상과의 확신도를 구하기 위해 3), 4)과정을 반복한다.

인식 알고리즘의 세부적인 설명은 다음과 같다.

1. fuzzy화 데이터

추출된 특징들의 발생할 수 있는 모든 범위의 요소를 표현하는 전체 집합 U 에서 fuzzy 집합 F 는

$$\mu_F: U \rightarrow [0, 1] \quad (4)$$

인 멤버쉽함수(membership function) μ_F 에 의해서 특성지워진 집합으로 정의되며, 멤버쉽함수 값 $\mu_F(u) (\in [0, 1])$ 은 fuzzy 집합 F 에서 $u (\in U)$ 의 불확실성의 정도를 나타내는 등급(grade)를 의미한다⁽⁷⁾.

fuzzy 집합 F 는 편의상 다음과 같이 나타내어진다. 우선, U 가 유한 집합(u_1, u_2, \dots, u_n)의 경우

$$F = \mu_F(u_1) / u_1 + \mu_F(u_2) / u_2 + \dots + \mu_F(u_n) / u_n \quad (5)$$

$$= \sum_{i=1}^n \mu_F(u_i) / u_i \quad (6)$$

로 나타낸다. 여기에서, / 는 세퍼레이터(seperator) 이고, + 는 논리합 (OR)을 의미하며, 예를 들면 $a/u+b/u=(a \vee b)/u$ 이다. 또한 U가 연속적일 경우 식(6)을 일반화함으로서 적분기호를 사용하여

$$F = \int \mu_F(u) / u \quad (7)$$

로 나타내어 진다.

인식을 위해 추출된 특징량은 선형선소를 나타내는 절대적인 값은 아니며 입력영상의 수위 환경에 따라 변동이 발생한다. 이러한 변동분을 최대한 흡수하기 위해 정보의 불확실성을 나타내는 fuzzy 개념과 대응시켜 fuzzy화 데이터로 나타낸다. 따라서, 영상의 국부특징점으로 구성된 선형선소들의 집합으로 나타나는 모델 영상을

표 1. 모델 1에 대한 각 선형선소들의 국부특징량
Table 1. Local features of linear line segments for model 1.

선 소 수	선 형 선 소									
	1	2	3	4	5	6	25		
X 좌표	63	69	83	98	111	121	64		
Y 좌표	135	141	144	141	136	133	129		
방 향 각	67	32	0	-23	-19	-15	100		
길 이	8	9	20	12	15	7	11		

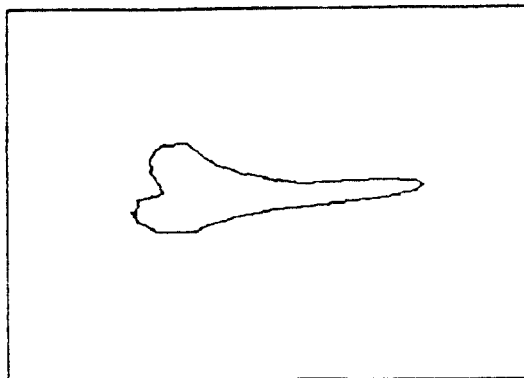


그림 1. 모델 1의 다각형 근사 영상
Fig. 1. Polygonal approximation image of model 1.

fuzzy화 데이터로 변환하는 과정을 살펴보면 다음과 같다.

각 선형선소의 집합요소인 각각의 국부특징점들을 fuzzy화 데이터로 변환한다. 그림 1의 모델 1에 있어서 각 선형선소에 대한 각각의 국부특징량을 표 1에 나타내었다.

먼저 각 선형선소의 중심점의 X, Y 좌표는 각각 0에서 256까지의 좌표값을 가지므로 30등분으로 양자화를 행하여 0에서 29까지의 값을 순차적으로 할당함으로써 fuzzy화 데이터로 변환한다. 또한 방향각 A는 -180° 에서 $+180^\circ$ 사이의 값을 가지므로 40등분으로 양자화를 행하여 0부터 39까지의 값을 순차적으로 할당하고, 길이 L의 값을 최소 1에서 최대 100까지 변화하므로 30 등분으로 양자화를 행하여 0부터 29까지의 값을 순차적으로 할당함으로써 fuzzy화 데이터로 한다. 그리고 멤버십값은 양자화된 값을 1로 하고, 하나씩 떨어져는 포함 정도에 따라 0.2씩 낮추도록 하였다. 결국 양자화된 값과 멤버십값과의 관계를 나타내는 함수를 멤버십함수라 한다. 표 2에 모델 1에 대한 fuzzy화 데이터를

표 2. 모델 1에 대한 fuzzy화 데이터
Table 2. Fuzzitied data for model 1.

선 소 수	선 형 선 소									
	1	2	3	4	5	6	25		
X 좌표	7	8	10	12	13	15	8		
Y 좌표	16	17	18	17	17	16	16		
방 향 각	27	23	20	17	17	18	31		
길 이	2	3	6	4	5	2	2		

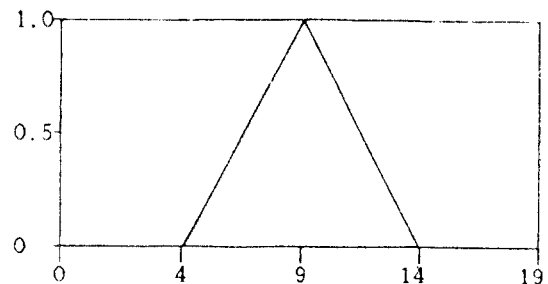


그림 2. 멤버십 함수
Fig. 2. Membership function.

나타내었으며, 그림 2에 멤버십 함수의 일례를 나타내었다.

2. 생성규칙

fuzzy 추론에 의한 인식을 행할 때에는 인식을 위한 생성규칙을 필요로 한다⁽¹¹⁾. 생성규칙은 전제에 따른 결론인 IF 전제 THEN 결론의 형태로서 구성되고 각각의 항목에 대한 값은 fuzzy화 데이터로 주어지며 다음과 같다.

모델 M_x 에 있어서

규칙 1: i 번째 선형선소에 있어서

IF

$$MX_1=[x_1]$$

$$MY_1=[y_1]$$

$$HA_1=[a_1]$$

$$ML_1=[l_1]$$

THEN

모델 M_x 이다.

따라서 생성규칙에 의해 모델 M1에 대한 규칙을 생성하면 그림 3과 같다.

3. fuzzy 추론에 의한 확신도 계산

fuzzy 추론은 전문가 시스템등에 사용되고 있는 if then 형식의 2차논리의 추론수법을 이용하는 것으로서 전제부 (if 이하)와 결론부(then 이하)에 fuzzy 개념을 도입하여 불확실한 정보를 처리하는 것이다⁽¹²⁾. 즉 fuzzy 추론은 fuzzy 명제를 fuzzy 관계(fuzzy relation) 개념으로 확장하고, fuzzy 관계와의 sup · min 합성연산에 의해 근사적인 결론을 추론하는 것으로서, 본 논문에서는 직접법에 의한 fuzzy 추론방법을 사용하였다⁽¹²⁾. 그림 4에 fuzzy 추론의 일반적인 예를 나타내었다.

따라서 본 연구에서의 모델영상과 미지영상과의 매칭을 통하여 어느 정도 유사한가를 나타내는 확신도의 계산과정을 설명하면 다음과 같다. 즉 생성규칙의 불확실한 데이터에 대한 확신도를 구하기 위해 생성규칙의 전제에 대한 확신도를

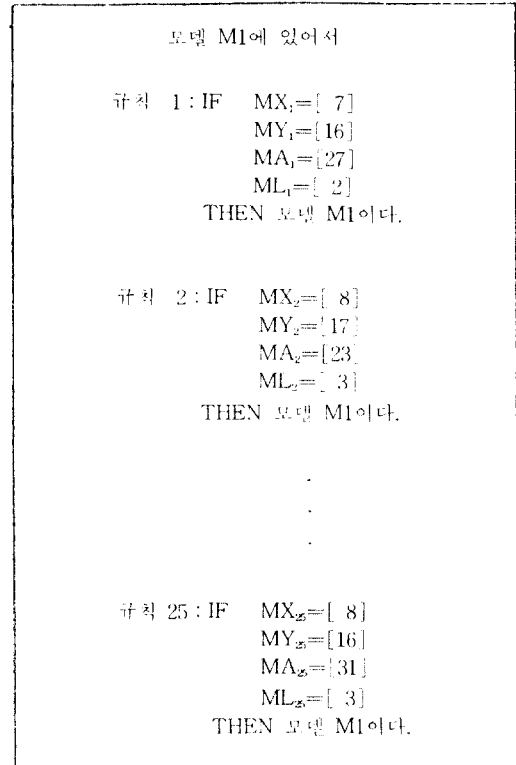
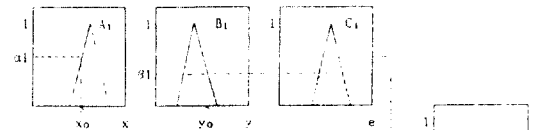


그림 3. 모델 1에 대한 생성규칙
 Fig. 3. Production rules for model 1.

규칙 1. if= A_1 and $y=B_1$ then $e=C_1$



규칙 2. if= A_2 and $y=B_2$ then $e=C_2$

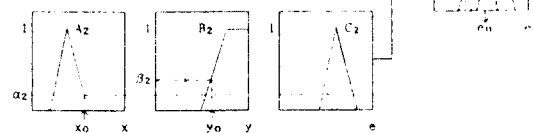


그림 4. fuzzy 추론
 Fig. 4. fuzzy inference

구한 다음 결론에 대한 확신도를 구하는 것으로서 다음과 같이 행해진다. 먼저, 전제에 대한 확신도를 구하기 위해 생성규칙에 의해 얻어진

모델과 미지영상의 각 특징 항목과의 일치도를 계산한다. 즉 모델과 미지영상과의 멤버십함수 값을 fuzzy화 데이터에 따라 비교하여 그중 작은 값을 취하고, 그들 중 가장 큰 값을 그 특징항목의 일치도로 한다. 각 특징항목에 대한 일치도가 전부 얻어지면 그 중의 최소값을 그 선형선소의 유사도로 한다. 그림 5에 멤버십함수에 대한 일치도 계산 예를 나타내었다.

다음으로 결론에 대한 확신도는, 각 선형선소들의 유사도가 구해지면 전체 선형선소들의 유사도의 평균을 모델영상과 미지영상과의 최종확신도로 한다. 그림 6에 fuzzy 추론에 의한 인식 알고리즘의 흐름도를 나타내었다.

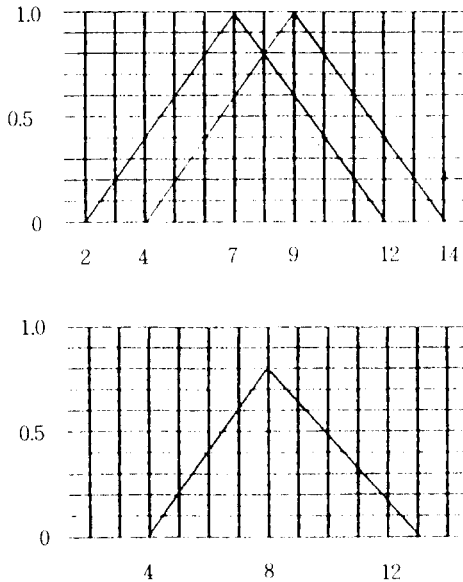


그림 5. 멤버십 함수에 대한 일치도 계산 예
Fig. 5. Example of similarity calculation for membership function.

IV. 실험 및 고찰

본 실험의 전체적인 흐름도를 그림 7에 나타내었다. 영상의 입력은 그림자 및 물체 표면의 반사와 같은 잡음의 영향을 허용하기 위해 자연

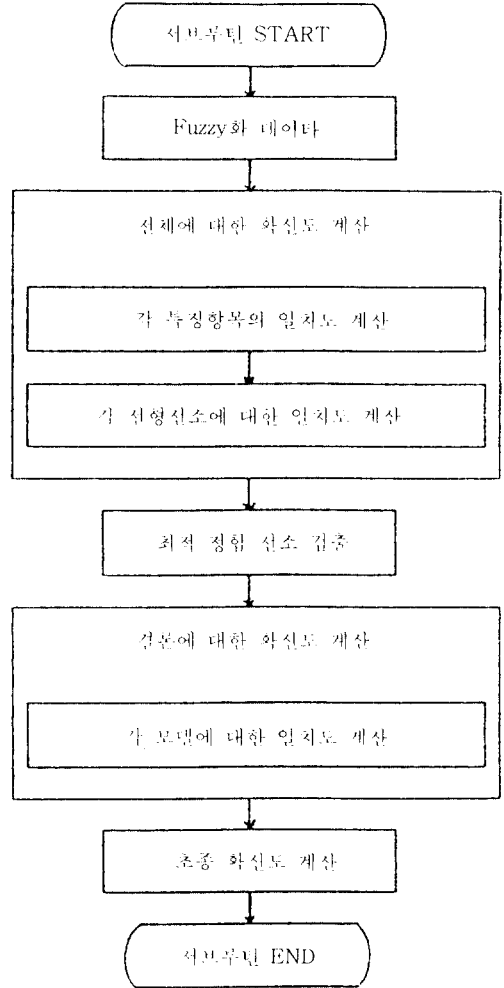


그림 6. fuzzy 추론 알고리즘의 흐름도
Fig. 6. Flowchart of fuzzy inference algorithm.

조명하에서 받아들여졌으며, 실험은 IBM PC AT 호환기종에서 C언어로 수행되었다. 실험에서 사용한 4개의 모델영상은 가위, 프라이어, 스캐너 및 드라이버와 같은 공구로서 256×256 화소 크기로 구성되었다. 구성된 모델영상에 대해 물체의 경계를 추출한 후 선형선소들의 집합으로 근사화 한다.

그림 8(a)는 각 모델의 2진 영상을 나타냈으며, 그림 8(b)는 모델영상의 경계검출 결과물, 그림 8(c)는 다각형 근사 결과를 나타낸 것이다.

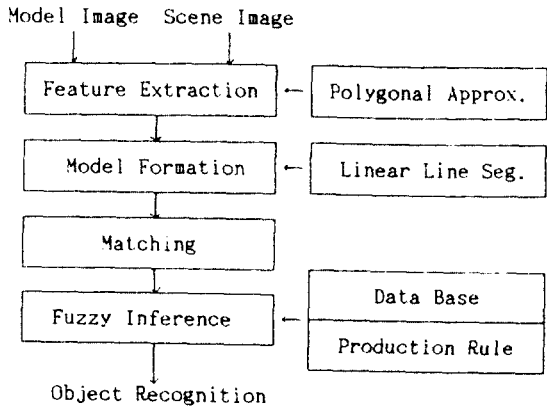


그림 7. 실험의 전체 흐름도.
Fig. 7. Overall flowchart of experiments.

실험에 사용된 미지영상은 모델영상에서와 같은 처리를 거쳐 선형선소들의 집합으로 변환된다. 본 실험에서 사용된 미지영상은 30개이며, 그림 9에 그중 일부를 나타내었다. 그림 9(a)는 미지영상의 2진영상이며 그림 9(b)는 경계검출 결과물, 그림 9(c)는 다각형 근사결과를 나타내었다.

인식을 위한 유사성은 다각형 근사 결과에 의해 나타난 모델과 미지영상의 선형선소들간의 매칭에 의해 검출한다. 즉 모델과 미지영상의 각 선형선소들을 비교하여 각도차(θ), 좌표 이동치($\Delta X, \Delta Y$) 등을 계산함으로써 유사성을 산출한다.

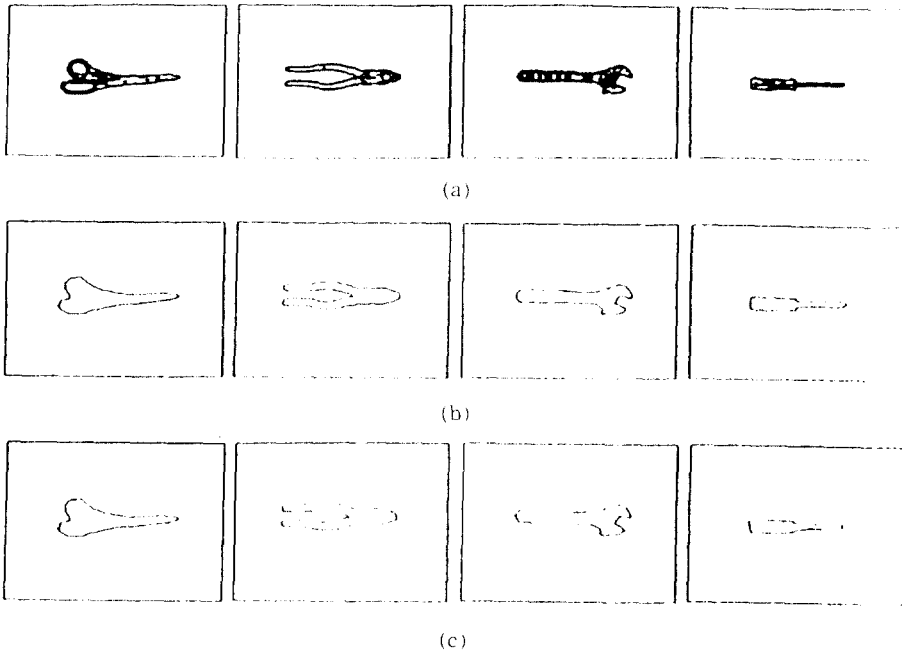
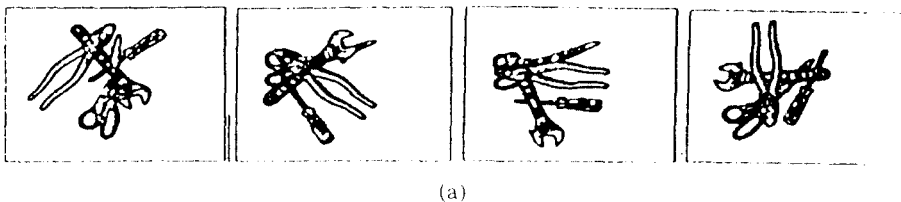
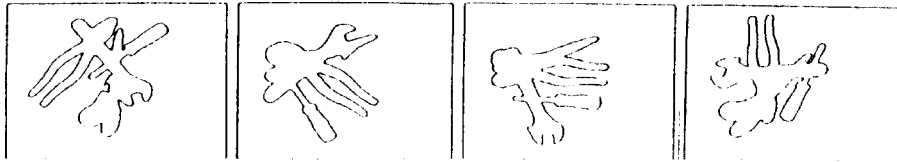
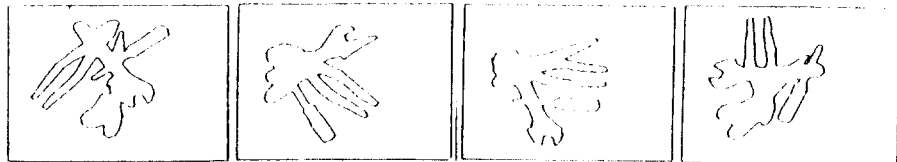


그림 8. 모델영상
Fig. 8. Model image





(b)



(c)

그림 9. 이미지상
Fig. 9. Scene image



그림 10. 이미지상과 정인식결과
Fig. 10. Results of correct recognition,

본 실험에서 사용된 변환인자들은 다음과 같다.

$$\theta = \theta_1 - \theta_2$$

$$K = K_1 / K_2$$

$$\Delta X = K \cdot MY_1 \cdot \sin\theta - K \cdot MX_1 \cdot \cos\theta + SX_1 \quad (8)$$

$$\Delta Y = -K \cdot MX_1 \cdot \sin\theta - K \cdot MY_1 \cdot \cos\theta + SY_1$$

여기서 θ 는 회전인자, K 는 축적인자 그리고 $\Delta X, \Delta Y$ 는 이동인자를 나타낸다.

본 실험에서는 매칭시 사용되는 변환인자들의 허용오차로서 매칭결과의 유사각도 편차를 $\pm 10^\circ$ 로 하고, 이들중 $\Delta X, \Delta Y$ 의 편차값을 ± 20 이내로 하여 그들 중에 포함된 각 선형선소들을 인식대상으로 함으로써 연산량을 감소시키고, fuzzy 추론에 의한 최종 인식을 행하게 된다. 그림 10과 표 4는 그림 7에 나타난 미지영상에 대한 정인식 결과를 나타내었다. 즉 표4에 나타난 바와 같이 미지영상에서의 모델은 모델의 중심점을 중심으로 θ 값 만큼 회전시키 K값 만큼 크기를 조절한 후 $\Delta X, \Delta Y$ 값 만큼 이동시킨 결과임을 나타낸다. 그림 11은 인식된 결과 예를 나타낸 것이다.

또한, 본 실험에서는 fuzzy 추론에 의한 인식을 행할 때에 불확실성의 정도(degree of fuzziness)의 변화에 따른 인식 결과의 변화를 확인하기 위하여 fuzzy화 데이터의 양자화 등분을 변화시킴으로서 그 결과를 고찰하였다. 그림 12와 표 5에 나타난 바와 같이 fuzzy화 데이터의 양자화 등분의 변화에 따라 인식 결과가 커다란 영향을 받게된다. 즉 그림 12와 표 5를 살펴보면 등급 변화에 따라 인식 결과에 있어서 모델의

표 4. 미지영상에 대한 정합결과
Table 4. Matching results for scene image.

미지영상	모 델	X축이동	Y축이동	크 기	회 전
A	가 위	118	142	0.9	-78
	플라이어	82	90	1.1	-54
	스 캐 너	122	99	1.0	54
	드라이버	142	74	1.0	139
B	가 위	89	140	0.9	-50
	플라이어	91	98	1.2	85
	스 캐 너	97	100	1.0	175
	드라이버	139	118	1.0	-69
C	가 위	97	81	1.0	-23
	플라이어	112	106	1.0	-177
	스 캐 너	77	144	1.2	63
	드라이버	111	151	1.1	180
D	가 위	99	73	1.1	-22
	플라이어	107	120	1.0	-143
	스 캐 너	86	102	1.2	-43
	드라이버	83	157	1.0	-122

위치, 방향 및 축적등이 보다 유연하게 대응됨을 알 수 있다. 그리고 fuzzy화 데이터의 양자화 등분과 인식률과의 관계를 나타낸 그림 13을 보면 fuzzy화 데이터의 양자화 등분에 따라 인식률이 커다란 차이를 보이고 있다.

따라서, 본 논문에서 사용된 최적인 fuzzy화 데이터의 양자화 등분은 실험을 통해 시행착오를 거쳐 회전인자 θ 는 40등분으로 하고, 그외의 축적인자 K 와 이동인자 $\Delta X, \Delta Y$ 는 30등분으로 하여 최종 인식 실험을 행하였으며, 그 결과를 표 6에 나타내었다.

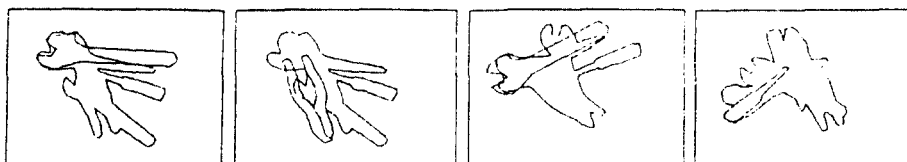


그림 11. 오인식 결과
Fig. Results of ill recognition.

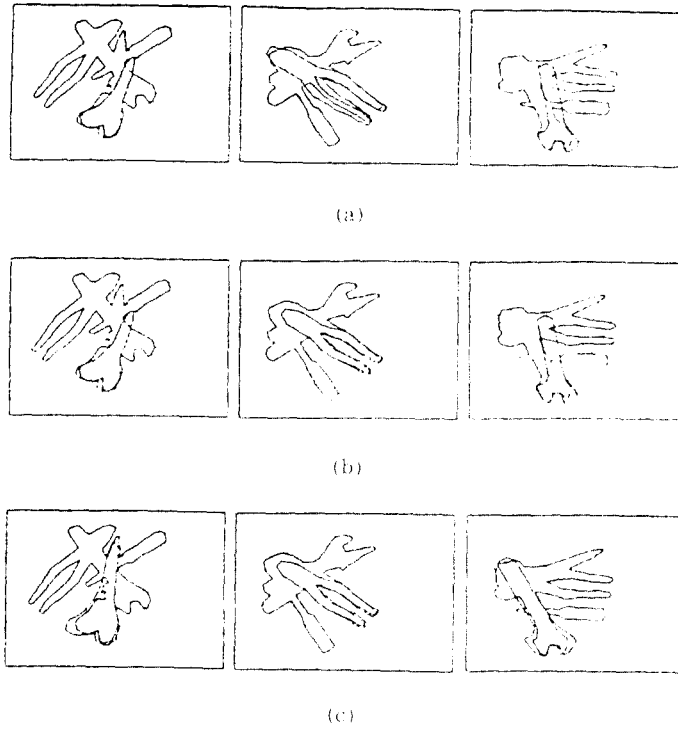


그림 12. fuzzy화 데이터의 양자화 등분에 따른 인식결과
 Fig. 12. Recognition results according to quantization of fuzzified data.
 (a) 등분이 20인 경우
 (b) 등분이 40인 경우
 (c) 등분이 60인 경우

표 5. fuzzy화 데이터의 양자화 등분에 따른 결과
 Table. Recognition results according to quantization of fuzzified data.

모 델	멤 버 집	X축이동	Y축이동	크 기	회 전
	함수의 등분				
가 위	20	121	141	0.9	-68
	40	121	141	0.9	-68
	60	114	129	1.1	79
플라이어	20	99	118	1.2	-142
	40	107	120	1.0	-143
	60	107	120	1.0	-143
스캐너	20	98	153	1.0	79
	40	98	153	1.0	79
	60	77	144	1.2	63

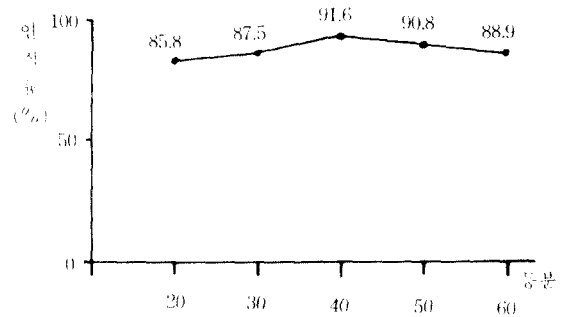


그림 13. fuzzy화 데이터 양자화 등분과 인식률과의 관계
 Fig. 13. Relationship between quantization of fuzzified data and recognition rate.

표 6. 최종 인식 결과
Table 6. Overall recognition results.

모 델	정 인 식	오 인 식	인식율(%)
가 위	29 / 30	1 / 30	96.7
클라이어	29 / 30	1 / 30	96.7
스 캐 너	27 / 30	3 / 30	90.0
드라이버	26 / 30	4 / 30	86.7
TOTAL	111 / 120	9 / 120	92.5

V. 결 론

본 논문에서는 fuzzy 추론에 의한 중복물체 인식에 관해 연구하였다. 영상의 입력시 발생하는 잡음의 영향과 물체의 크기변환등에 따른 인식의 애매성을 최대한 흡수하기 위해, 추출된 각 선형선소들의 국부특징량을 fuzzy화 데이터로 변환한 후 fuzzy 추론에 의한 인식을 행하였으며 실험을 통하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

첫째, 92.5%의 높은 인식율을 얻음으로서 fuzzy 추론에 의한 인식 방법이 중복물체인식에 적용될 수 있다.

둘째, fuzzy 추론에 의한 인식 방법이 미지영상내의 모델의 위치, 방향 및 축적 변화에 유연히 대응된다.

셋째, fuzzy화 데이터의 양자화 등분의 변화에 따른 영향을 고찰함으로써 보다 향상된 인식 결과를 얻을 수 있다.

參 考 文 獻

1. W.A. Perkins, "A model based vision system for industrial parts", IEEE Trans, on computer, Vol. C-27, No. 2, pp. 126~143, Feb. 1978.
2. J.L. Turney, et al, "Recognizing partially occluded parts", IEEE Trans, on pattern analysis and machine intelligence, Vol. PAMI 7, No. 4, pp. 410~421, Jul. 1985.
3. B. Bhanu, et al, "Shape matching of two-dimensional objects", IEEE Trans, on pattern analysis and machine intelligence, Vol. PAMI 6, No. 2, pp. 137~155, Mar. 1984.
4. B. Bhanu, et al, "Recognition of occluded objects: A cluster-structure algorithm", Pattern Recognition, Vol. 20, No. 2, pp. 199~211, 1987.
5. 大森健兒, "フジイ 推論による 實時間手書き漢字認識" 信學論(D), Vol. J72-D-II, No. 3, pp. 369~379, Mar. 1989.
6. F.H. Cheng, et al, "Fuzzy approach to solve the recognition problem of handwritten chinese characters", Pattern recognition, Vol. 22, No. 2, pp. 133~141, 1988.
7. L.A. Zadeh, "Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 1, pp. 3~28, 1978.
8. 水本雅晴, "種種のフジイ 推論法", 信學論(D), Vol. J64-D, No. 5, pp. 379~386, May, 1981.
9. Pavlidis, T, Algorithms for Graphics and Image Processing, Coputer science press, 1982.
10. 山口, 馬籠, "フジイ 集合論を 應用したオソライン 手書き文字認識", 信學論(D), Vol. J72-D, No. 12, pp. 2,032~2,040, 1989.
11. 向殿政男, "フジイ 理論とその應用" テレビジョン學會誌, Vol. 44, No. 9, pp. 1,218~1,225, 1990.
12. 本多中二, 中里有生, フジイ 工學入門, 海文堂.



金亨根(Hyoung Geun KIM) 正會員
1958年 4月 12日生
1977年 3月~1982年 2月: 明知大學校
電子工學科
1982年 3月~1984年 2月: 明知大學校
大學院 電子工學科(工學
碩士)
1988年 3月~現在: 明知大學校 大學院
電子工學科 博士課程



朴哲河(Cheol Ha PARK) 正會員
1963年 5月 6日生
1983年 3月~1988年 2月: 明知大學校
電子工學科
1988年 3月~1990年 2月: 明知大學校
大學院 電子工學科(工學
碩士)
1990年 3月~現在: 明知大學校 大學院
電子工學科 博士課程



尹吉重(Gil Joong YOON) 正會員
1956年 3月 1日生
1976年 3月~1980年 2月: 明知大學校
電子工學科 卒業
1980年 3月~1982年 2月: 明知大學校
大學院 電子工學科(工學
碩士)
1987年 9月~現在: 明知大學校 大學院
電子工學科 博士課程



崔甲石(Kap Sook CHOI) 正會員
1930年 9月 30日生
1951年 9月~1955年 3月: 4年大學校
工自大學 通信工學科 卒業
1975年 2月 25日: 明知大學校 工學博士
1980年 8月~1981年 8月: 日本 東京大學
校工學部 電子工學科 客員
教授
1982年 3月~現在: 明知大學校 電子工學科 教授