DBpia

論 文

퍼지추론에 의한 2-D 이동물체의 동일성판별

正會員 金 允 鎬* 正會員 李 周 信*

Identity Decision of 2-D Moving Object by the Fuzzy Inference

Yun Ho Kim* Joo Shin Lee* *Regular Members*

요 약

본 연구에서는 퍼지추론에 의한 이동 물체의 동일성을 판별하는 방법으로 제안 하였다.

이동물체의 추출은 차영상 기법을 이용 하였으며 이동물체의 동일성 판별파라미터는 면적, 둘레, A/P 비율 및 굴곡점으로 하였다. 휘도가 600 Lux-1600 Lux의 변화를 가질때 파라미터들의 최대 오차를 구하여 퍼지화 데이타를 생성 하였다.

기준영상으로부터 퍼지화 데이타를 생성하고 퍼지 생성 규칙을 이용하여 퍼지 추론에 의해 추출된 파라미터의 동일성을 판별 하였다. 제안된 방법의 타당성을 위하여 모형자동차를 이용하여 실험을 하였으며 동일성 판정결과 오차는 4% 미만 이였다.

ABSTRACT

This paper proposed a method of identity decision of moving object by the fuzzy inference.

Moving object is extracted by the difference picture method and identity decision parameters of moving object are chosen area, perimeter, A/P ratio and vertex.

In the brightness variation of 600 Lux-1600Lux, we determined the maximum error of the parameters and then generated a fuzzified data.

Fuzzified data are generated from the reference image and then decided the identity of extracted parameter by the fuzzy inference using fuzzy production rule.

In order to verify the validity of proposed method, experiment are performed with a toy car. As a result, it was shown that decision error was less than 4%

I. 서 론

많은 산업 분야에 적용되고 있는 동영상(Dynamic image) 처리의 중요한 연구과제는 이동물체의 정확한 특징검출과 이동경로 추적, 물체의 이동 속도, 거리등의 움직임 정보를 정확하게 분석하고 표현하는 것 등이며 특히 공장 자동화에 필요한 부품의 조립 유사품의 선별, 부품의 치수계산, PCB검사등과 같은 공정에서는 이동물체의 정확한 인식및 형태정보의 분석등은 필수적인 과제이다[1~5].

이차원 영상의 인식및 분석을 위한 표현법중 푸리에 서술자 (Fourier-Descriptor)에 의한 방법[6]은 삼

*淸州大學校 電子工學科
Dept. of Electronics, Cheong-ju University
論文番號 : 92-36(接受1991. 10. 18)

www.dbpia.co.kr

각함수와 복소계산등이 필요하여 계산시간이 많이 필요하고 잡음에 의한 푸리에 서술자의 변화가 큰 단점이 있고 템플리트 정합(Templet Matching)에 의한 방법[7]은 모델 템플리트와 실제영상을 직접 비교하는 방법으로 시간적으로 비효율적이다. 중간축 변환(Medial axis transform)에 의한 방법[8]은 잡음에 민감하며 이동변위(Shift variant)의 단점이 있다. 블럭 영상(block image)에 의한 방법[9]은 속도는 비교적 빠르지만 에러를 정정하는 궤환방법이 필요하며 블럭크기(block size)가 클수록 정확한 영상을 분석 할 수 없다. 실제로 이동물체가 이차원 평면상을 이동할때 이동형태는 병진운동(translation)과 이차원회전운동(rotation)등의 운동정보를 갖게 됨으로 이동물체의 동일성을 판별 하거나 형태정보를 정확 분석하기 위해서는 회전및 병진운동에 불변하는 파라미터를 선택하는 것이 중요하며 휘도변화에 기인하는 물체의 특징 파라미터의 변화량도 고려 해야 한다. 그러므로 동영상 처리에 있어서 처리 속도와 휘도변화에 의해 발생하는 이동물체의 특징 파라미터의 변화량을 고려 해야한다는 관점에서 볼때 위에서 살펴본 방법들을 실제 현장에 직접 적용하기는 어려운점이 있다.

최근에는 퍼지(Fuzzy) 이론을 응용한 영상처리 분야로 퍼지 클러스터링(Fuzzy clustering)에 의한 영상인식, 음성인식, 문자인식등과 같은 패턴인식(Pattern recognition)이 활발히 연구 되고 있다[10-14].

퍼지 개념은 확율밀도에 의한 통계적인 방법과는 달리 임의의 특정한 함수를 전제로 하지 않는 비파라미터적인(Non-parametric)방법으로 불확실한 대상을 퍼지집합으로 표현하여 그 대상에 대한 불확실함을 판단하는 것이다[14-15].

본 연구는 이차원 평면을 이동하는 이동물체의 동일성 판별과 방향 및 이차원 회전 등의 운동정보를 분석하기 위하여 특징파라미터를 추출할때 휘도 변화에 의해 발생하는 특징 파라미터의 애매한 변화량을 퍼지추론을 이용하여 최대한 해소 함으로써 동일물체 판별의 신뢰도를 향상 시키는 방법을 제안 하고져 한다.

제안한 방법은 전처리 과정인 특징추출 과정과 동일물체 판별 과정으로 구성된다. 특징추출 과정에 있어서 이동물체의 추출은 차영상 기법을 이용하며 이동물체의 특징을 추출하기 위한 파라미터로 이차원 영상의 면적과 둘레, 면적과 둘레의 비율(A/P ratio), 굴곡점(Vertex)을 형태정보 분석을 위한 파라미터로 선정 하였다. 제안한 형태정보 파라미터들은 체인코드의 방향벡터 만으로도 계산할 수 있어서 파라미터 추출이 용이하다[16].

동일물체 판별 과정은 첫째 단계로 휘도변화에 대한 각 특징 파라미터의 오차를 기준파라미터와 비교하여 퍼지화 데이타를 생성 하기 위한 각각의 특징 파라미터들의 휘도오차 허용범위를 결정한다. 두번째 단계에서는 각 특징파라미터의 휘도오차 허용 범위를 이용하여 추출된 특징 파라미터들을 퍼지화데이타(Fuzzfied data)로 변환하고 생성규칙(productionrule)을 이용하여 기준 파라미터인 퍼지화 데이타와 검출된 특징 파라미터와의 유사도(Similarity)를 측정하여 확신도를 구한 다음 확신도를 이용하여 이동물체의 동일성을 판정하게 된다.

Ⅱ. 특징 파라미터의 퍼지화 데이타 생성

본 연구를 위한 전처리 단계인 특징추출 과정에 있어서 이동물체의 추출은 차영상기법을 이용하였다. 이동물체의 특징을 추출하기 위한 파라미터는 이차원 영상의 기하학적 위치와 회전에 대한 물체의 면적과 둘레, 무차원(Dimensionless)형태 요소인 A/P비율(Area/Perimeter ratio)과 굴곡점(Vertex)을 가지고 동일성 판별을 위한 특징 파라미터로 결정 하였다.

이 특징 파라미터들을 이용하여 기준 영상에 대한 퍼지화 데이타를 생성하고 생성규칙에 의해 이동물체의 동일성 판정을 하였다.

1. 멤버쉽 함수

추출한 특징들이 가질 수 있는 모든 범위의 요소를 표현하는 실수 전체집합 X에 있어서 퍼지집합 A는 멤버쉽 함수 μ_A에 의해 특징지어진 순서쌍의 집합으로 식(1)과 같이 정의 된다.

$$A=\{\mu_A(x), x) : x\in A\} \text{ or } A=\int_X \mu_A(x)/x \qquad (1)$$

식(1)에서 $\mu_A(x)$는 멤버쉽 함수(membership function), 또는 소속정도(grade of membership)라고 부르며 불확실성의 등급을 나타내는 표현으로 보통 0과 1 사이의 값을 갖는다.

www.dbpia.co.kr

즉, $\mu_A : X \rightarrow [0, 1]$

$$\mu_A \in [0, 1] \quad (2)$$

또한 A가 유한집합일때는 식 (3)과 같이 표시 된다.

$$A = \sum_{i=1}^{n} (\mu_A(x_i) / x_i)$$
$$= \mu_A(x_1) / x_1 + \mu_A(x_2) / x_2 + \ldots\ldots \mu_A(x_n) / x_n \quad (3)$$

식 (3)에서 연산기호 +은 합집합연산 ∪를 의미하고 /는 분리자(separator)이며 Σ는 합집합 연산을 하나로 합친다는 의미이다.

멤버쉽함수는 대형(臺形)형, 조종(釣鐘)형, 삼각형형등 여러가지로 정의할수 있지만 최근에는 계산이 편리하고 성능도 우수한 그림1과 같은 삼각형형 멤버쉽 함수를 주로 사용한다.

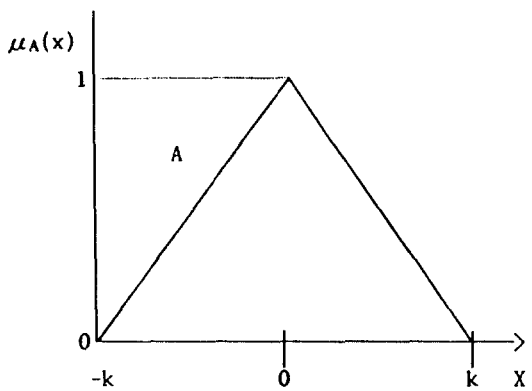


그림 1. 멤버쉽 함수
Fig. 1. membership function.

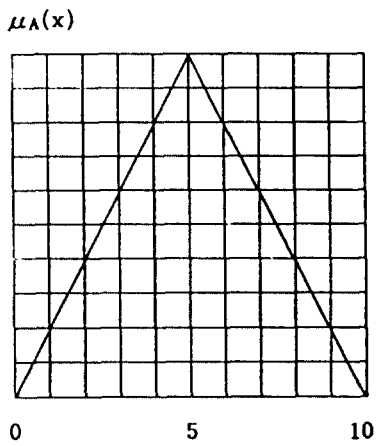
종축은 멤버쉽함수이다. 횡축은 언어의 의미를 생각할때 양의 세기이며 대(support)라 하고 대의 범위는 대상으로 하고 있는 세기의 정도에 따라 변한다. 또한 대(support)가 일정하다 해도 등급을 나타내는 그리프는 시스템 설계자에 따라 견해가 다르다. 이와 같이 언어의 의미의 애매성은 그 의미의 정량화에 있어서 대의 범위와 대상되는 그래프형태의 두가지에 의존한다.

그림1을 식 (1)의 표기법을 이용하여 표기하면 식 (4)와 같이 표현 된다.

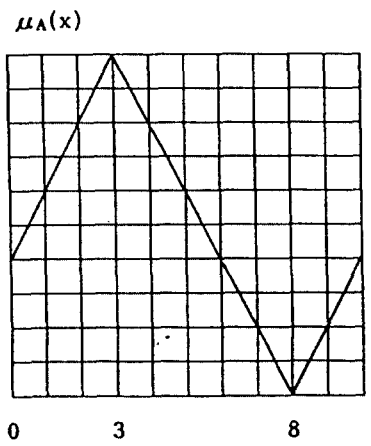
$$A = \int_{k}^{0} \left[\frac{2+x}{2} \right] / X + \int_{0}^{k} \left[\frac{2-x}{2} \right] / X \quad (4)$$

2. 퍼지화 데이타 생성

동일성 판별을 위해 추출된 이동물체의 각 파라미터들은 이차원 회전및 병진운동에 대하여 그값이 변하지 않은 파라미터로 선택하여야 한다. 그러나 실제 현장에서는 주위환경의 변화에 기인한 휘도의 변화량을 고려해 주어야하므로 동일성 판별을 위해 추출된 특징 파라미터들은 주위환경변화에 의해 변화량



(a)



(b)

그림 2. (a)퍼지값 5의 멤버쉽 함수
그림 2. (b)퍼지값 3의 멤버쉽 함수
Fig.2. (a) A membership function for fuzzy value 5.
Fig.2. (b) A membership function for fuzzy value 3.

www.dbpia.co.kr

이 있으며 이러한 변화량을 최대한 해소하기 위해 불확실성을 나타내는 퍼지개념과 대응시켜 퍼지화 데이타로 나타낸다.

퍼지값과 멤버쉽 값과의 대응 관계는 다양하게 생각할 수 있는데 퍼지화 데이타에 완전히 대응하는 멤버쉽값을 1.0으로 하고 퍼지화 데이타 한 등급씩의 차이에 따라 0.2씩 낮추도록 할때 퍼지값 5및 3에 대한 멤버쉽 함수는 그림 2(a) 및 2(b)와 같다.

특징 파라미터들의 집합으로 나타내는 이동물체의 모델을 퍼지화 데이타로 변환하는 과정은 다음과 같다.

단계 1. 기준영상과 이동물체가 처음 출현한 영상과의 차영상을 과거 차영상이라 정의하며 과거 차영상으로부터 휘도변화에 대한 특징 파라미터를 구하여 기준파라미터로 설정한다.

단계 2. 이동물체가 임의의 속도를 가지고 2-D(Dimension)평면상을 이동할때 기준영상과 이동한 영상과의 차영상을 현재차영상으로 정의하며 현재 차영상에 대한 특징파라미터를 구한다.

단계 3. 단계1과 단계2에서 구한 파라미터들 사이의 휘도변화에 대한 오차를 구한다.

단계 4. 휘도 변화에 대한 파라미터의 최대 오차를 갖는 최소값과 최대값의 차를 n등분 한다.

단계 5. 면적과 둘레 및 A/P비율은 멤버쉽 등급을 결정하여 멤버쉽 함수를 생성하며 굴곡점의 멤버쉽 등급은 추출된 굴곡점수에 따라 가변시킴 으로써 보다 유연한 적응을 할수 있도록 설계한다.

Ⅲ. 퍼지 추론에 의한 동일물체 판별

1. 생성규칙에 의한 유사도 계산

퍼지이론(Fuzzy theory)은 1965년 A.ZADEH에 의해 처음 제안된 이래 많은 연구가 계속 되어왔다. 퍼지이론의 응용방법으로 중요한 기법인 퍼지추론(Fuzzy inference or Fuzzy reasoning)에 의한 패턴인식 및 문자인식등이 연구되고 있으며 최근에는 퍼지논리(FL : fuzzy logic)의 멤버쉽 함수(membership)와 신경회로망(NN : neural network)의 출력특성 그리고 FL의 Max-Min연산과 NN의 누적연산 등의 유사성 및 FL의 합리성(logicality)과 NN의 학습기능(learning function)등의 차이점을 상호 결합한 Fusion이론이 연구되고 있다[15].

이러한 퍼지추론을 이요한 산업응용의 실용화 시스템은 현재 퍼지 생성 규칙(Fuzzy production rule)을 이용한 규칙형 시스템과 퍼지관계(Fuzzy-relation)를 이용한 관계형 시스템등이 있다[13]. 규칙형 퍼지추론의 기본적인 형식은 식(5)와 같다.

$$\text{IF A THEN B} \tag{5}$$

A를 전제조건, 혹은 조건부(assumption, or condition part)라 하고 B를 결론, 또는 조작부(conclution, operation part)라 한다.

이러한 언어표현에 의한 규칙으로부터 구체적인 멤버쉽 함수를 작성하게 되며 퍼지 추론의 합성규칙은 수 많은 종류가 연구 발표되고 있으며 대표적인 방법은 max-min합성 중심법(CG : center of gravity method)이 가장 많이 사용되고 있다[13].

퍼지 IF-THEN 규칙의 프로세서는 일반적으로 다음과 같은 3단계로 나눌수 있다.

i)주어진 입력에 대한 규칙의 조건부 적합도(grade of capability)를 생성한다.

ii) i)에서 구한 적합도를 기초로 각 규칙의 확신도(Certainty factor)를 생성한다.

iii)각 규칙의 확신도를 이용하여 최종적인 결과를 생성한다.

식(5)를 확장하면 식(6)과 같다.

$$\{\text{IF } A_{i1}=\square,\ A_{i2}=\square,\ \ldots\ldots,\ A_{im}=\square,\ \text{THEN } B_{i1}=\diamond,\ B_{i2}=\diamond,\ B_{in}=\diamond\}_{i=1}^{k} \tag{6}$$

여기서 k는 규칙(rule)수, m은 전제조건의 항목수, n은 결론의 항목수이며 □는 전제조건의 각 항목에 대한 미지값이고 ◇는 결론의 항목에 대한 미지값이다. 그러므로 퍼지 추론에 의한 인식을 행할 때에는 인식을 위한 생성규칙을 필요로 한다. 생성규칙은 전제에 따른 결론인 IF 전제 THEN 결론의 형태로서 구성하고 각각의 항목에 대한 값은 퍼지화 데이타로 주어진다. 동일물체 판별을 위한 특징 항목으로는 4개의 파라미터를 선정하였으며 이 동물체의 모델 M_x에 대한 i번째 특징의 생성규칙은 식 (7)과 같이 정의한다.

www.dbpia.co.kr

Rule 1 : IF $MA_1=[a_1]$, $MP_1=[p_1]$, $MR_1=[r_1]$, $MV_1=[V_1]$
THEN
M1.

Rule 2 : IF $MA_2=[a_2]$, $MP_2=[p_2]$, $MR_2=[r_2]$, $MV_2=[V_2]$
∴ THEN
M1.
.
.
.
.

Rule 11 : IF $MA_{11}=[a_{11}]$, $MP_{11}=[p_{11}]$, $MR_{11}=[r_{11}]$, $MV_{11}=[v_{11}]$
THEN
M1.

그림 3. 모델 M1에 대한 생성규칙 데이블
Fig.3. Production rule table for model M1.

IF
$MA_i=[a_i]$
$MP_i=[p_i]$
$MR_i=[r_i]$
$MV_i=[v_i]$
THEN
M_x. (7)

조건부의 변수 $MA_i=[a_i]$, $MP_i=[p_i]$, $MR_i=[r_i]$, $MV_i=[v_i]$는 각각 면적, 둘레, A/P 비 및 굴곡점의 파라미터이다.

그러므로 식(7)을 확장하여 k=11, m=4, n=1인 경우에 대하여 위의 생성 규칙에 의해 모델 M_1에 대한 규칙을 생성하면 그림3과 같다.

기준 파라미터와 추출된 이동물체의 파라미터와의 유사도를 결정하기 위해서는 퍼지화데이타에 의한 퍼지화값이 멤버쉽값으로 변환되어야 한다. 예를들어 과거 차영상의 기준파라미터에 대한 퍼지화 데이타가 $MA_1=5$이고 현재 차 영상에 대한 퍼지화 데이타가 $MA_1=4$이면 면적의 특징항목 MA_1의 퍼지값에 대한 멤버쉽 함수의 멤버쉽값은 그림 4(a)와 같으며 유사도는 그림 4(b)와 같다.

그림 4(b)에서 최대 멤버쉽값은 0.9이므로 MA_1의 특징항목에 대한 유사도는 0.9가 된다.

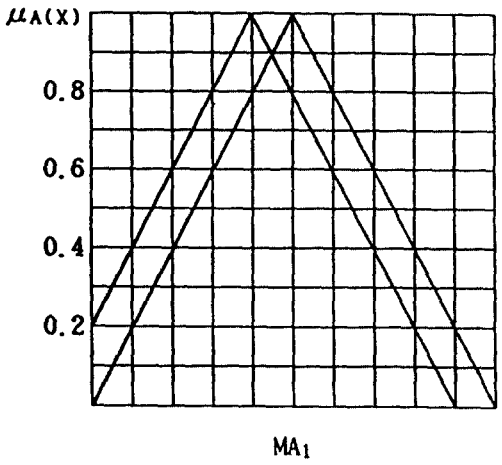
또한 기준파라미터의 퍼지화 데이터가 $MP_1=5$이고 현재 차영상의 퍼지화 데이터가 $MP_1=3$이면 MP_1의 특징 항목에 대한 멤버쉽 값은 그림 5(a) 및 그림 5(b)와 같으며 결과적으로 MP_1의 유사도는 0.8이 된다.

특징항목 MR_1 및 MV_1에 대한 동일한 방법으로 확신도를 구할 수 있다.

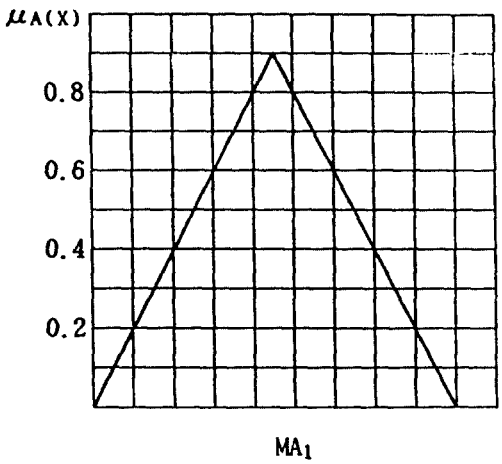
2. 추론에 의한 동일성 판정

현재영상의 차영상과 과거영상의 차영상이 동일한가를 판정하기 위해서는 현재 차영상에서 추출된 파라미터 값이 기준파라미터의 퍼지화 데이타값과 비교하여 두특징이 어느정도 유사한가하는 유사도를 결정 하기 위해서는 퍼지추론을 이용한다. 즉 전제부분과 결론 부분에 퍼지관계를 도입하여 불확실한 정보를 처리하여 유사도를 구하는 것으로서 퍼지 관계의 max-min 합성(composition) 연산에 의해 근사적 결론을 추론한다. 따라서 생성규칙의 전제에 대한 확신도를 구한다음 결론에 대하여 확신도를 계산하면 된다. 전제에 대한 확신도를 구하기 위해 생성규

www.dbpia.co.kr

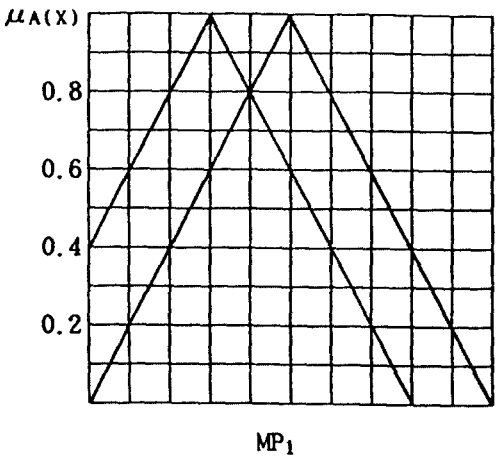


(a)

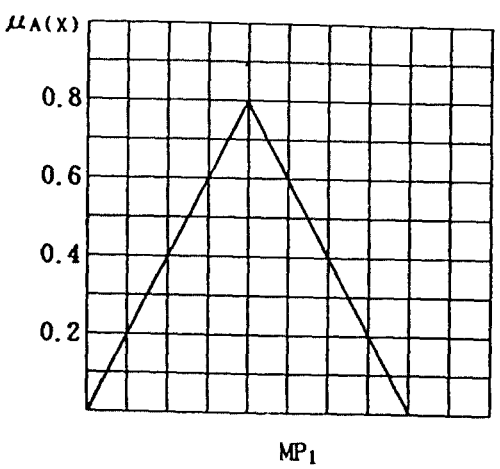


(b)

그림 4. (a)MA_1 특징 항목에 대한 멤버쉽 함수
그림 4. (b)MA_1 특징 항목에 대한 유사도
Fig.4. Membership function for MA_1 Feature term.
Fig.4. (b)Similarity for MA_1 Feature term.



(a)



(b)

그림 5. (a)MP_1 특징 항목에 대한 멤버쉽 함수
그림 5. (b)MP_1 특징 항목에 대한 유사도
Fig.5. (a)Membership function for MP_1 Feature term
Fig.5. (b)Similarity for MP_1 Feature term.

칙에 의해 생성된 각각의 멤버쉽 함수로 부터 각 퍼지값에서 멤버쉽값을 비교하고 그중에서 작은값을 선택한다. 이와 같이 하여 얻어진 멤버쉽값의 중앙에서 최대인값을 특징항목의 확신도로 결정한다.

즉 그림 5(a)에서 기준파라미터 MP_1의 멤버쉽 함수를 μ_{P1}라하고 현재 차영상으로부터 추출한 파라미터 MP1의 멤버쉽 함수를 μ_{C1} 이라하면 각각의 멤버쉽 값은 식(8)과 같다.

$$\mu_{P1}=(0/0+0.2/1+0.4/2+\cdots\cdots 0.2/9+0/10)$$
$$\mu_{P1}=(0.4/0+0.6/1+0.8/2+1/3+\cdots\cdots 0.2/7+0/8) \quad (8)$$

또한 μ_{P1}과 μ_{C1}의 멤버쉽 함수의 min 연산은 식(9)와 같으므로 전제에 대한 확신도(CF)는 max-min의 합성연산에 의해 식(10)과 같이 구한다.

$$\mu_{P1}\cap\mu_{C1}(x)=\min(\mu_{P1}(x),\ \mu_{C1}(x)),\ x\in X \quad (9)$$

www.dbpia.co.kr

$$CF=\max_{xj}[\mu_{P1}(xj)\cap\mu_{C1}(xj)]$$
$$=0.8 \quad (10)$$

여기서 $\max_{xj}$는 j=1……n에 대한 최대치를 취한다는 의미이다.

동일한 방법으로 그림 4(b)에서 특징항목 MA_1의 확신도를 구하면 0.9가 된다. 결국 전제에 대한 확신도는 생성규칙의 전제가 어느정도 만족하는가를 구하는 것이 된다. 그러므로, 규칙1에대한 전제조건의 모든 확신도를 구하기위해서는 나머지 항목인 MR_1 및 MV_1의 확신도를 구하여 4개의 특징항목중 확신도가 가장 작은 값을 취하면 규칙 1에 대한 전제조건의 확신도가 결정되며 결론에 대한 확신도는 전제에 대한 확신도를 모두 더하여 평균을 취하면 된다. 즉 결론에 대한 최종 확신도를 CF_T이라할때 식(11)과 같이 정의된다.

$$CF_T=1/n\sum_{i=1}^{n}[MA_i\cap MP_i\cap MR_i\cap MV_i] \quad (11)$$

결론의 확신도가 동일성을 판정하는 신뢰도 값이 된다. 신뢰도 값을 이용하여 동일성 판정기준을 설정하기 위하여 확률임계값(Probability Threshold)이 0.5인 트라이노미알 확률공간(Trinomial Probability Space) 모델[18]을 이용하여 신뢰도의 결과가 임계값 이상이면 동일물체로 판정되며 임계값 이하일 때는 퍼지 생성규칙에 의해 계산된 확신도의 결과가 동일 물체가 아님을 판정하도록 하였다.

Ⅳ. 실험및 고찰

제한한 알고리즘을 구현하기 위하여 512×480×2^8의 해상도를 갖는 영상을 이용하였으며 IBM/PC 386에서 C언어를 사용하여 시뮬레이션 하였다.

본 연구에서는 단일의 물체가 겹침없이(overlap) 평면위를 이동하는 것으로 가정하였고 이동물체로서는 모형 자동차를 이용하였다. 알고리즘에 대한 실험 블럭도는 그림 6과 같다.

이동물체를 검출하기 위하여 시간적으로 인접한 연속영상에서 차영상 기법을 이용하여 프레임과 프레임사이에 존재하는 이동물체를 검출하였다. t_0인 시간에 샘플링한 배경에 해당하는 영상을 기준영상으로 놓고 $\triangle t_1$시간에 이동물체가 처음출현한 영상을

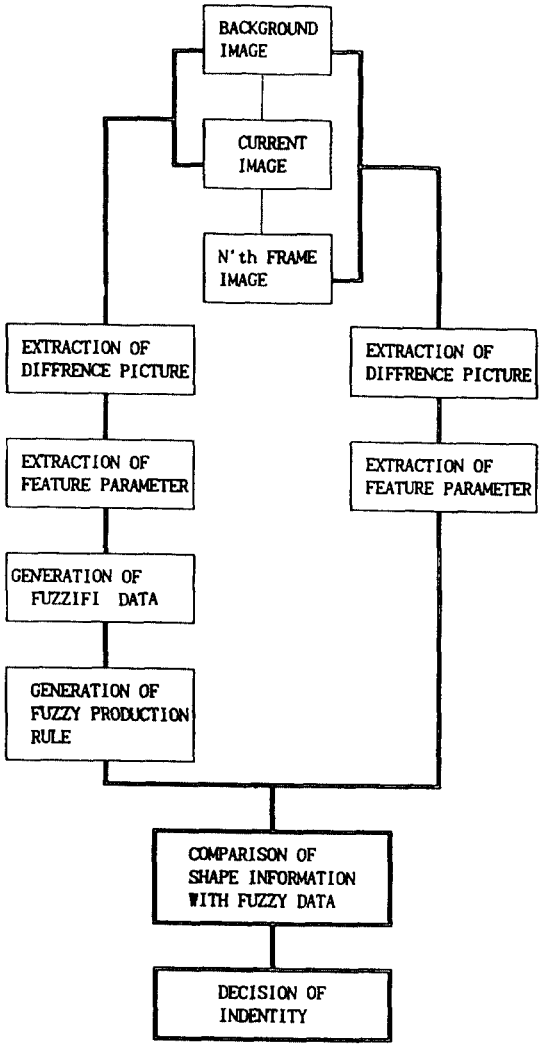


그림 6. 알고리즘 블럭도
Fig.6. Algorithm block diagram.

과거영상으로 정의하였다. 그림 7은 기준영상과 과거영상 사이에서 구해진 과거 차영상이며 과거 차영상은 임계값을 적용하여 만들어진 이진영상으로서 임계값은 70으로 결정하였다.

과거 차영상에서 이동물체의 기하학적 특성인 물체의 면적과 둘레및 굴곡점, 면적과 둘레비(A/P비율)등을 구하여 이동물체의 동일성을 판정하는 기준파라미터로 정하였다. 과거 영상에서 출현한 이동물체가 임의의 속도를 가지고 이차원 평면내에서 이동

www.dbpia.co.kr

하고 있을때 $\triangle t_2$인 시간에 샘플링하여 현재영상으로 정의하였으며 기준영상과 현재영상 사이에 구해진 그림 8의 영상을 현재 차영상으로 정의하였다.

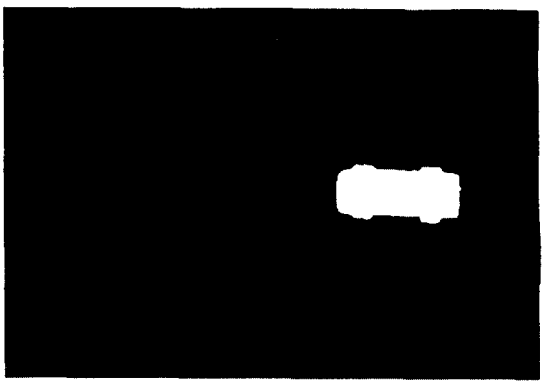


그림 7. 과거영상에대한 차영상
Fig.7. Difference Image for past scene.

그림 8. 현재영상에대한 차영상
Fig.8. Difference Image for Current scene.

과거 차영상으로부터 추출된 기준파라미터와 현재 차영상에서 구한 특징파라미터들은 물체의 특징을 나타내는 절대적인 값은 아니다. 즉 주위 환경에 변화등에 기인한 휘도변화가 있기 때문에 특징 파라미터들이 동일할 수 없으며 변동이 발생하기 때문에 이러한 파라미터들의 오차를 최대한 흡수하여야 한다. 그러므로 실제현장(Real field)에서의 휘도변화에 기인한 이동물체의 크기 변환등에 따른 휘도 오차를 최대한 해소 함으로써 휘도 변화에 유연히 대응할수 있도록 휘도변화를 600 Lux-1600 Lux까지 변화시켜 가면서 휘도 오차를 측정하였다. 즉 1000 Lux의 휘도변화에 대한 최대오차를 이용하여 퍼지데이타의 멤버쉽함수를 생성하기 때문에 정확한 휘도오차의 측정이 필요함으로 20회의 실험을 반복 수행하여 휘도오차를 측정 하였다.

그림 9는 휘도가 변화할때 임의의 이동물체가 출현한 기준영상과 이동물체가 이동한 현재 차영상 사이의 면적에 대한 오차를 보였고 그림10과 그림11은 각각 둘레및 A/P비의 오차를 보였다. 1000 Lux의 휘도변화에 대한 면적의 최대오차는 80이고 둘레 및 A/P비는 각각 35와 0.8이었다.

과거 차영상으로부터 구해진 이동물체와 현재 차영상에서 구한 이동물체와의 동일성을 판단하기 위하여 과거 차영상에서 추출된 파라미터들을 기준 파라미터로 설정하여 퍼지화 데이타를 생성하였다.

각 특징 파라미터를 퍼지화 데이타로 만들기 위하여 그림 9와 그림10 및 그림11에서 추출된 각 파라미터들의 오차값들을 이용하였다. 1000 Lux의 휘도변화에 대한 실험 결과에 의하여 면적은 최대 오차가 80이므로 추출된 기준 파라미터의 면적을 중심으로 ±80을 더하여 11등분하였고 둘레는 1000 Lux 휘도변화시 최대오차가 35이고 A/P는 0.8이므로 각각 기준파라미터를 중심으로 ±35 및 ±0.8을 계산하여 기준파라미터에 대한 퍼지화 데이타를 생성하였다. 굴곡점은 물체의 기하학적 특성중에서 곡율(Curvature)부위 등을 표현 하는데 유용한 파라미터이며 휘도 변화에 대한 굴곡점 수의 차이가 크면 물체의 동일성을 판정 하는데 상당한 영향을 미친다. 그러므로 굴곡점의 퍼지화 데이타가 멤버쉽 함수로 변환될때 면적등과같은 파라미터와 동일하게 멤버쉽 등급의 가중치(weight)를 설정하면 생성규칙의 결과가 모두 굴곡점의 유사도에 의존하게 된다. 따라서 실험 결과에 의해서 휘도 변화에 대한 굴곡점수의 오차가 ±1 이므로 퍼지화 데이타를 생성할때 기준 굴곡점수에 대하여 각 생성규칙에서 ±1을 허용범위로 결정하였다. 멤버쉽 함수의 등급은 0.25로 계산 하여 굴곡점수가 ±1 이내이면 멤버쉽함수 값을 1로 하고 ±2이면 0.75로 하며 ±3 이면 0.5로 결정하였다.

t_0시간에 샘플링한 배경 영상과 $\triangle t_1$ 시간에 이동물체가 처음 출현할때 샘플링된 영상과의 차영상(과거 차영상)의 특징파라미터 값들을 기준 파라미터(Reference parameter)로 정의하고 $\triangle t_2$ 시간동안에 이

www.dbpia.co.kr

동된 이동물체를 샘플링한 영상과 배경영상 사이의 차영상(현재영상)을 추출하여 구한 파라미터 값들을 추출 파라미터(extracted parameter)로 정의하였다.

기준파라미터와 추출파라미터와의 유사성을 측정하기 위해서 퍼지화 데이타에 의한 퍼지값이 멤버쉽 함수로 변환된다. 퍼지값과 멤버쉽 값의 대응관계는 여러가지로 생각할수 있으나 퍼지화데이타에 완전히

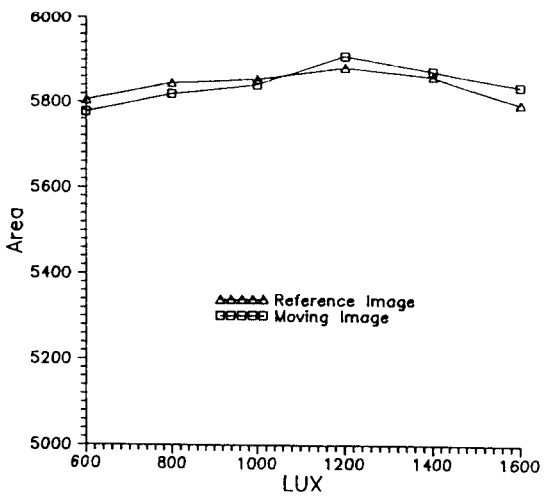


그림 9. 휘도변화에 대한 면적의 오차
Fig.9. Area error with brightness variation.

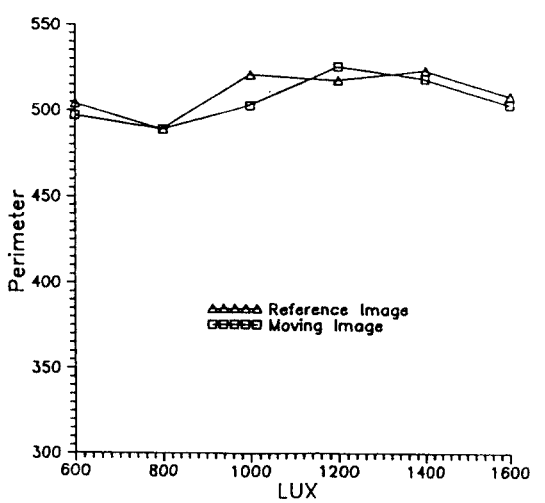


그림 10. 휘도변화에 대한 둘레의 오차
Fig.10. Perimeter error with brightness variation

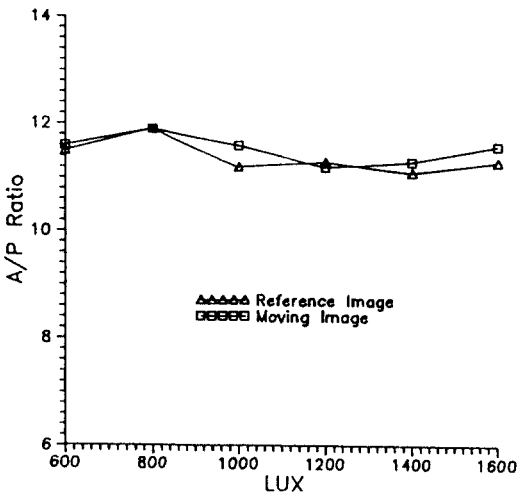


그림 11. 휘도변화에 대한 A/P의 오차
Fig.11. A/P ratio error with brightness variation.

대응하는 퍼지값의 멤버쉽 등급을 1.0으로 하고 하나씩 떨어지는 포함정도에 따라 0.2씩 낮추도록 하였다. 추출된 파라미터의 퍼지화 데이타에대한 멤버쉽 값의 불확실성을 나타내는 척도로 Yager의 측도[17]를 이용하여 실험 하였다. 즉 면적은 멤버쉽값 0.2등급당 32로 양자화하고 둘레및 A/P비는 각각 14및 0.32로 양자화 하였다. 그러므로 기준파라미터와 추출파라미터와의 최대 오차가 면적은 ±80, 둘레및 A/P비는 각각 ±35와 ±0.8보다 크게되면 멤버쉽값은 0.5이하로 떨어지게 되도록 설정 하였다. 결국 기준파라미터와 추출파라미터의 유사도를 계산한 멤버쉽값이 0.5이하 이면 동일물체가 아님으로 판정 하도록 하였다.

표 1. 기준 파라미터와 추출파라미터의 예
Table 1. Example of Reference Parameter and Extracted Parameter.

Parameter Mode	Area	Perimeter	A/P ratio	Vertex
Reference Parameter	5855	521	11.20	7
Extracted Parameter	5840	504	11.6	7

www.dbpia.co.kr

표 2. 퍼지화 데이타의 예

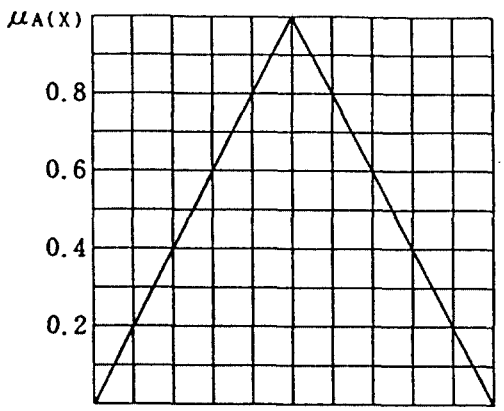
Table 2. Example of fuzzified data.

rule 수 모델항목	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
MA	5815	5823	5831	5839	5847	5855	5863	5871	5879	5887	5895
MP	503.5	507	510.5	514	517.5	521	524.5	528	531.5	535	538.5
MR	10.80	10.88	10.96	11.04	11.12	11.20	11.28	11.36	11.44	11.52	11.60
MV	±1	±1	±1	±1	±1	7	±1	±1	±1	±1	±1

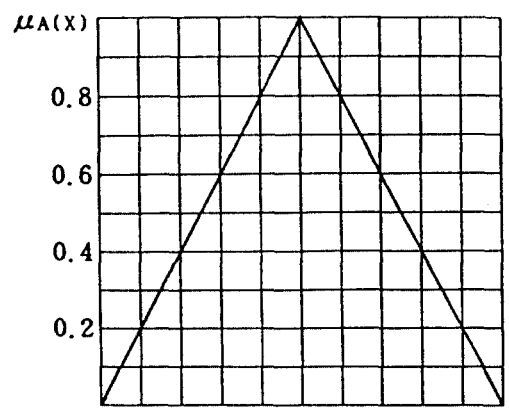
기준파라미터와 추출파라미터의 값들이 표1과 같을때 기준파라미터에 대한 항목별 퍼지화 데이타는 표2와 같이 생성되었으며 퍼지화데이타와 추출파라미터값사이의 유사도를 측정 하기위해 퍼지 생성규칙을 이용하였고 추출파라미터 값을 각 규칙에 해당하는 기준파라미터의 퍼지화 데이타와 비교하여 오차 및 유사도를 구한 결과가 표3과 같다. 그러므로 표3의 생성규칙 1에 대하여 각 항목별로 퍼지화 데이타의 멤버쉽 함수를 이용하여 유사도를 구하면 MA_1은 그림 12(a), 12(b)와 같고 MP_1, 및 MR_1, 은 각각 그림 13(a), 13(b)및 14(a), 14(b)와 같다. 즉 특징항목 MA_1은 유사도가 1이며 MP_1, MR_1, MV_1항목은 유사도가 1, 0.8, 1이므로 결과적으로 생성규칙 1의 전제 조건에서는 기준 파라미터에 대한 추출파라미터의 확신도는 min 연산결과 0.8이 된다. 동일한 방법으로 생성규칙의 전제에 대한 모든 연산결과를 구하여 평균을 취하면 결론에 대한 확신도가 되므로 표3의 퍼지 추론의 최종확신도는 0.85가 된다. 최종 확신도 0.85는 물체의 인식율이 85%라는 의미는 아니며 퍼지화 데이타의 휘도오차 허용범위 내에서 이동하는 물체의 동일성에 대한 애매함이 확률임계값 0.5를 기준으로 할때 0.85값을 가지므로 동일물체로 판정할 수 있는 신뢰도 값이 된다.

한편 휘도변화에 일률적인 휘도오차 허용범위를 설정하여 물체의 동일성을 판별하는 방법은 과거차영상과 현재차영상이 동일한 휘도일때는 양호한 판정결과를 얻지만 $\triangle t_1$과 $\triangle t_2$ 사이에 배경등의 원인으로 휘도변화가 있을때는 판정오차가 크게 발생하였다.

표1의 기준파라미터값을 갖는 이동물체가 600Lux-1600Lux의 휘도가 변화할때 추출한 특징파라미터를 표4에 보였다.



(a)



(b)

그림 12. (a)MA_1 특징 항목에 대한 멤버쉽 함수

그림 12. (b)MA_1 특징 항목에 대한 유사도

Fig.12. (a)Membership function for MA_1 Feature term.

Fig.12. (b)Similarity for MA_1 Feature term.

www.dbpia.co.kr

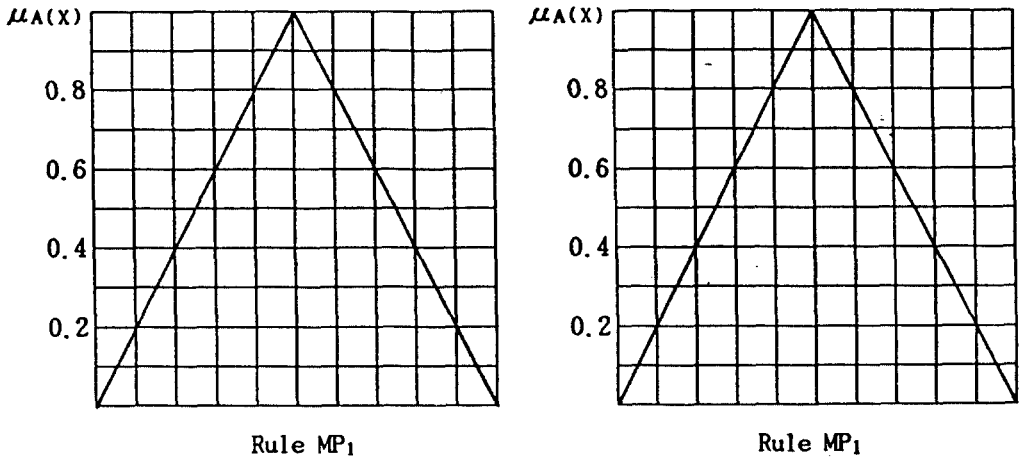


그림 13. (a)MP1 특징 항목에 대한 멤버쉽 함수
그림 13. (b)MP1 특징 항목에 대한 유사도
Fig.13. (a)Membership function for MP1 Feature term.
Fig.13. (b)Similarity for MP1 Feature term.

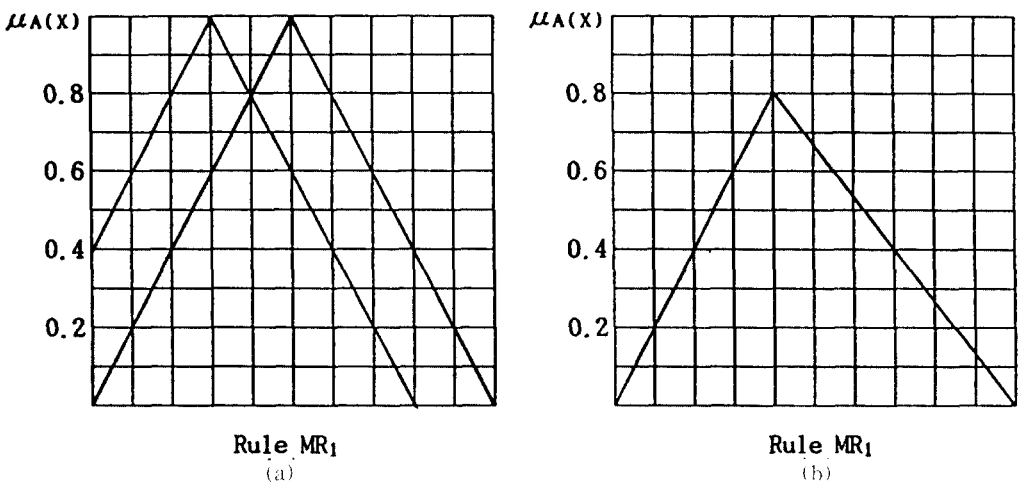


그림 14. (a)MR1 특징 항목에 대한 멤버쉽 함수
그림 14. (b)MR1 특징 항목에 대한 유사도
Fig.14. (a)Membership function for MR1 Feature term.
Fig.14. (b)Similarity for MR1 Feature term.

과거차영상과 현재차영상 사이의 각 파라미터들의 최대 오차를 구하여 이것을 오차 허용 범위로 결정[16]하여 동일성을 판정한 경우 각파라미터에 대하여 표5와 같은 결과를 얻었다. 즉 4개의 특징항목에 대하여 1000Lux 및 1200Lux와 1600Lux 일때만 유사도가 모두 1로 판정 되었다. 그런데 표4의 특징파라미터를 퍼지화 데이타로 생성하고 생성규칙을 이용하여 동일성 판정을 위한 유사도를 구한결과 기준파라미터에 대하여 면적 및 둘레와 A/P 비율의 오차는 그림 15, 그림 16, 그림 17과 같으며 모두 동일물체로 판정

www.dbpia.co.kr

표 3. 기준파라미터와 대한 항목별 오차

Table 3. Error of each items for the Reference Parameter.

생성규칙 수 / 특징 항목		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
MA	퍼지화 값	5815	5823	5831	5839	5847	5855	5863	5871	5879	5887	5895
	오 차	-25.0	-17.0	-9.0	-1.0	7.0	15.0	23.0	31.0	39.0	47.0	55.0
	유 사 도	1	1	1	1	1	1	1	1	0.9	0.9	0.9
MP	퍼지화 값	503.5	507.0	510.5	514.0	517.5	521.0	524.5	528.0	531.5	535.0	538.5
	오 차	-0.50	3.00	6.50	10.00	13.50	17.00	20.50	24.00	27.50	31.00	34.50
	유 사 도	1	1	1	1	1	0.9	0.9	0.9	0.9	0.8	0.8
MR	퍼지화 값	10.80	10.88	10.96	11.04	11.12	11.20	11.28	11.36	11.44	11.52	11.60
	오 차	-0.80	-0.72	-0.64	-0.56	-0.48	-0.40	-0.32	-0.24	-0.16	-0.08	-0.00
	유 사 도	0.8	0.8	0.8	0.9	0.9	0.9	0.9	1	1	1	1
MV	퍼지화 값	±1	±1	±1	±1	±1	7	±1	±1	±1	±1	±1
	오 차	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	유 사 도	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

표 4. 움직임 영상에 대한 이동 물체의 특징량

Table 4. Feature terms of moving object in the moved image.

Lux / Parameter	600	800	1000	1200	1400	1600
Aera	5777	5820	5842	5910	5877	5840
Perimeter	497	489	503	526	519	504
A/P Ratio	11.6	11.9	11.6	11.2	11.3	11.6
Vertex	6	7	7	7	6	7

하였다. 각 그림에서 M1, M2,..., M6는 기준 파라미터값에 대한 각 Lux별 휘도 변화의 오차이다.

그림 18은 600Lux-1600Lux 이내의 휘도 변화를 갖는 실험실에서 다양한 형태를 갖는 모형 자동차를 이용하여 실험한 결과이며 그림 18(a)는 휘도오차 허용범위를 결정하여 동일한 실험을 한 결과로서 50회 실험중 7회의 판정오류를 하여 판정오류는 14%였고 그림 18(b)는 퍼지추론에 의한 동일성 판정 결과이며 50회중 2회의 판정오류를 하여 판정오류는 4%였다. 그러므로 일율적인 휘도오차 허용범위를 결정하여 이동물체의 동일성을 판정하는 것에 비하여 퍼지 추론에 의한 방법이 동일성 판정율이 10% 개선 되였다.

V. 결 론

본 연구에서는 이동물체의 동일성 판별을 위하여 특징파라미터를 추출할때 휘도변화에 기인한 파라미

www.dbpia.co.kr

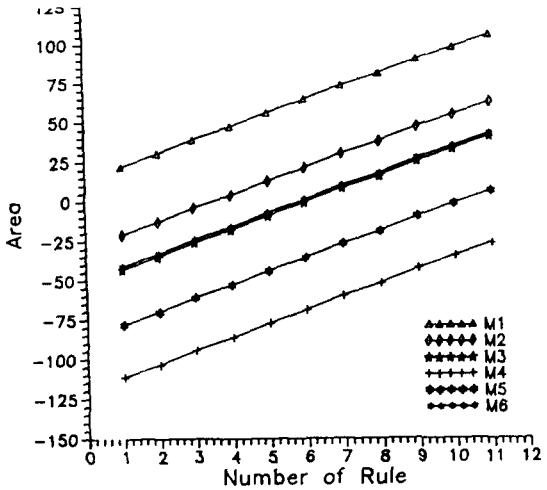


그림 15. 기준파라미터에 대한 면적 오차
Fig.15. Area error for reference parameter.

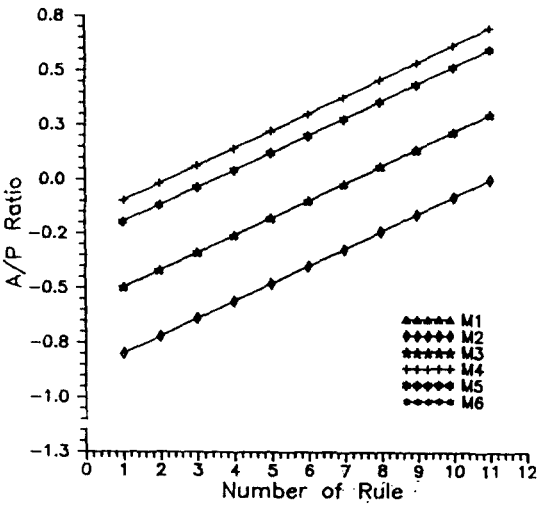


그림 17. 기준파라미터에 대한 A/P비 오차
Fig.17. A/P ratio error for reference parameter.

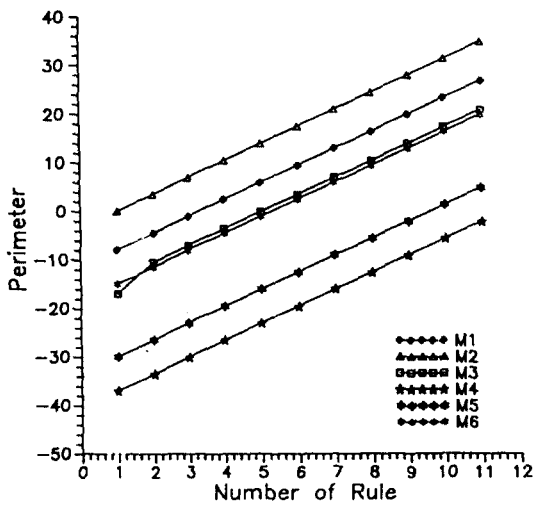


그림 16. 기준파라미터에 대한 둘레 오차
Fig.16. Perimeter error for reference parameter.

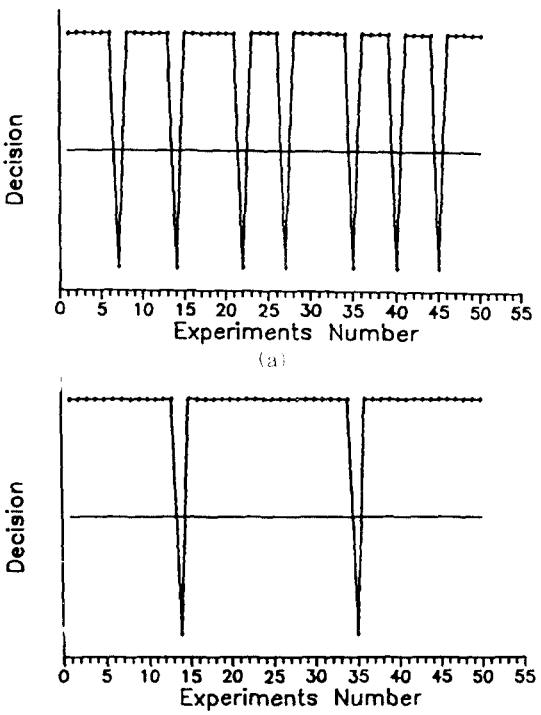


그림 18. (a)오차허용 범위를 이용한 동일성 판정 결과
그림 18. (b)퍼지추론을 이용한 동일성 판정 결과
Fig.18. (a)Result of identity decision used permissible error range.
Fig.18. (b)Result of identity decision used fuzzy inference.

터값들의 애매한 변화량을 퍼지추론에 의해 최대한 해소함으로써 동일물체 판별의 신뢰도를 향상 시키는 방법을 제안하였다. 600Lux-1600Lux의 휘도변화에 대하여 각특징 파라미터의 최대 오차를 퍼지화 데이타로 변환한후 퍼지추론에의한 유사도를 구하여 동일성을 판정 하였다. 모형자동차를 이용하여 실험하였으며 실험을 통하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

www.dbpia.co.kr

표 5. 오차허용범위를 부여한 동일성 판별결과

Table 5. Result of identity decision allowed permissible error range.

파라미터	특 정 값	600 Lux	900 Lux	1000 Lux	1200 Lux	1400 Lux	1600 Lux
AREA	특 징 값	5770	5820	5842	5910	5877	5840
	유 사 도	0	1	1	1	0	1
Perimeter	특 징 값	497	489	503	526	519	504
	유 사 도	1	1	1	1	1	1
A/P Ratio	특 징 값	11.6	11.9	11.6	11.2	11.3	11.6
	유 사 도	1	0	1	1	1	1
Vertex	특 징 값	6	7	7	7	7	7
	유 사 도	1	1	1	1	1	1

1. 이동물체의 동일성 판별을 위한 특징파라미터로 면적, 둘레, A/P 비, 굴곡점등을 이용하였다.
2. 이동물체의 동일성 판정결과 4% 이내의 오차를 얻었다.
3. 휘도변화에 기인한 특징파라미터들의 애매한 변화량들을 퍼지추론에 의해 최대한 해소 하였다.
4. 일률적인 오차허용 범위를 설정하여 동일성을 판정하는 것보다 유연하게 휘도변화에 적응 할 수 있다.

본 연구 결과는 이동물체의 동일성을 판단하여 동일물체들을 선별하고 분리하는 작업등이 필요한 자동화 공정에 응용할수 있을 것으로 전망한다.

參 考 文 獻

1. T. S. Huang, "Image Sequence Processing and Dynamic Scene Analysis" NATO ASI Series, 1983.
2. A.Pugh, "Robot vision", IFS press, UK, 1983.
3. C.L. Fennma and W.B. Thompson, "Velocity determination in secenes containing several moving object," CGIP. vol.9, pp.301-315, 1979.
4. I.Aleksander, "Artificial vision for robots" CHAPMAN & HALL press, 1983.
5. R. Srinvasan and K.R. Rao, "Predictive coding based on efficient motion estimation," IEEE Trans. Commun., COM-33, pp.888-896, 1985.
6. E. Persoon and K.S. Fu, "Shape discrimination using fourier discriptors," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intel., vol PAMI-8, May. 1986.
7. A Goshtasby, S.H Gate and J.F. Bartholic, "A two-stage cross correlation approch to template matching," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., PAMI-6, pp.374-378, 1984.
8. T.pavlidis, "Structural pattern Recognition," springer series in electro physis. vol.1, 1977.
9. W.stimets and k.rajasekharan, "Rapid recognition of object outlines in reduced resolution images," pattern recognition, vol.19, pp.21-33, 1986.
10. A.Kandel, "Fuzzy techniques in pattern recognition", John Wiley & Sons press. 1982.
11. 坂和正敏, "ファジィ理論 の 基礎 と 應用", 森北出版社, 1989.
12. 本多中二, "ファジィ 工學入門," 海文堂, pp. 55-164, 1989.
13. 簡野道夫 外, "應用 ファジィシステム 入門", Ohm 社, 1987.
14. R.R.Yager, "Fuzzy sets and applications," John Wiley & Sons press. 1987.
15. H.Takagi, "Fusion Technology of Fuzzy Theory and Neural Networks," IIZUKA '90, pp. 13-26.
16. 김윤호, 이주신, "2-D 이동물체의 형태정보 분석을 위한 특징 파라미터 추출" 한국통신학회 논문집 16권 11호, pp.1132-1142.

www.dbpia.co.kr

17. George j.Klir, Tina A.Folger, "Fuzzy sets, uncertainty, and information" Prentice Hall
18. T.Whalen, "Decision with underdetermined probabilities", NAFISPS-'91, pp.12-18.

金 允 鎬(Yun Ho Kim) 正會員
1962年11月28日生
1983年：清州大學校 電子工學科 (工學士)
1986年：慶熙大學校 電子 工學科 (工學碩士)
1988年～1992年：清州大學校電子工學科(工學博士)
※主關心 分野는 디지탈信號處理, computer Vision등임.

李 周 信(Joo Shin Lee) 正會員
1948年 1月17日生
1975年：明知大學校 電子工學科 (學士)
1977年：弘益大學校 電子工學科 (碩士)
1987年：明知大學校 電子工學科 (工學博士)
1992年 3月～現在：清州大學校 理工大學 電子工學科 (教授)
※ 主關心分野：映像信號處理, 映像通信및 코딩

www.dbpia.co.kr