

효과적인 정합과정 알고리즘의 제시 및 영상 인식에의 적용

Presentation of Efficient Matching Algorithm and its Applications to Image Recognition

최 세 하*, 이 주 신*
(Se-Ha Choi*, Joo-Shin Lee*)

요 약

본 논문에서는 애매성을 고려한 이론을 적용하여 유사도를 측정 한 후 퍼지 관계 행렬을 생성하여 인식을 행하는 방법을 제안하고자 한다. 인식 시스템은 모델과 입력 영상의 특징값을 정합하여 행하게 되는데 이때 얼마나 유사한가를 계산 하는 유사도 측정은 대단히 중요한 작업중의 하나가 된다. 이를 위해 톨이론과 퍼지이론의 일치도 연산을 이용하여 유사도를 측정하며, 퍼지 관계 행렬을 생성하여 정합을 행하고자 한다. 제안한 알고리즘에 대해 3차원 물체와 얼굴 영상을 대상으로 실험을 수행하였으며 이를 통해 본 논문의 유용성을 입증하고자 한다.

ABSTRACT

This paper proposes on the matching method by constructing fuzzy relation matrix from measuring similarity by applying to the theories considering as fuzziness. Recognition is accomplished by calculating similarity measures between the input feature vectors and model feature vectors. In order to measure the similarity, toll theory and min-max operation are applied. Also matching process is accomplished by constructing fuzzy relation matrix. Several experiments, such as 3-dimensional objects recognition and front human face recognition, are done. Finally, the effectiveness of the proposed algorithms is demonstrated by experiments.

I. 서 론

컴퓨터에 의한 영상 처리 및 인식은 그 무한한 유용성에 비례하여 많은 연구가 수행되어 왔다^{[1]-[3]}. 이것은 잡음 제거와 경계선 추출과 같은 전처리 과정(pre-processing), 경계선으로부터 영상에 있는 물체에 대한 특징 추출 그리고 추출된 특징값을 모델의 특징값과 맞추어 보는 정합 과정으로 나뉘어진다. 이때 전처리 과정과 특징 추출을 아무리 우수하게 처리했다고 하더라도 입력 영상의 특징값과 모델 영상의 특징값을 맞춰보는 정합과정은 인식율과 직결되기 때문에 효율적인 정합 과정의 수행은 대단히 중요한 과정이 아닐 수 없다. 이를 위해 기존에 가장 많이 사용해 왔던 유사도 측정 방법이 metric 측정 방법이다^{[4], [5]}. 이것은 거리 함수를 사용하여 입력의 특징값과 모델의 특징값 사이의 유사도를 측정하는 방법이다. 그러나 이 방법은 특징 벡터의 값들이 정규화되어 있어야 한다는 제약이 있기 때문에 실제 응용 분야에 적용

하기에는 무리가 있었다. 이를 위해 본 논문에서는 애매성을 고려한 이론을 유사도 계산에 사용하여 특징 벡터 값에 상관없이 유사도값의 정규화를 기하고 이를 퍼지 관계 행렬을 구성하여 정합을 행하는 방법을 제안하고자 한다. 또한 각 특징값들도 그 특징값의 중요도에 따라 가중치(weight)를 두어 정합을 행한다. 유사도 측정을 위해서는 적용하는 영상의 대상에 따라 톨이론과 퍼지 이론의 일치도 연산을 적용하였다. 실험은 입력 영상과 모델 영상의 특징값들이 유사해서 인식이 어렵기 때문에 제안한 알고리즘의 유용성을 입증하기에 적합한 3차원 물체와 정면 얼굴 영상을 대상으로 하였다. 실험을 수행한 결과 제안한 방법의 유용성을 확인할 수 있었다.

II. 퍼지 관계

원소 x 가 퍼지 집합 A 에 속하기 위한 소속도 함수를 $\mu_A(x)$ 로 표기한다면 집합 A 와 집합 B 사이의 퍼지 관계 R 은 μ_R 로 표시되며 이때 μ_R 의 값은 아래와 같이 정의되어진다.

$$\mu_R = A \times B \rightarrow [0, 1] \quad (1)$$

*청주대학교 전자공학과

접수일자: 1997년 10월 9일

또한 원소 $x, x' \in A$ 그리고 $y, y' \in B$ 라고 할때 $\mu_R(x, y)$ 는 소속도 함수라기보다는 x 와 y 사이의 관계의 강도(strength of a relationship)라고 할 수 있다.

만약 $\mu_R(x, y) \geq \mu_R(x', y)$ 이라면 (x, y) 의 관계가 (x', y) 의 관계보다 강하다고 해석할 수 있다. 이상적인 경우 퍼지 관계는 퍼지관계 행렬로 나타낼 수 있다. 영상인식의 정합과정에 적용하기 위해 영상 정보를 중심으로 퍼지관계 행렬을 다뤄보자. 예로써 데이터베이스에 A, B, C, D, E의 5개 물체에 대한 특징 정보가 저장되어 있다고 해보자. 이 때 인식코자 하는 입력 영상이 들어왔고 이를 처리하여 특징 정보를 추출했다고 하자. 특징 정보는 α, β, γ 세개였고 모델 A와 입력 영상과의 유사도가 α, β, γ 에 대해 각각 a_{11}, a_{12}, a_{13} 이었고 모델 B에 대해서는 a_{12}, a_{22}, a_{32} 와 같은 방식으로 아래와 같은 퍼지관계 행렬이 형성될 수 있다.

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} & a_{15} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} & a_{25} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} & a_{35} \end{pmatrix} \quad (2)$$

이 때 행은 특징 벡터를, 열은 모델을 뜻하게 된다. 이 같은 퍼지 관계 행렬을 정합과정에 적용하기 위해 일반화해 보자. 특징 벡터가 F_1, \dots, F_m 이며 모델에 특징값이 추출되어 들어 있는 물체의 수가 O_1, \dots, O_n 이라 하자. 이 때 하나의 입력 영상에 대해 정합과정을 수행하기 위한 일반화된 퍼지 관계 행렬은 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix} \quad (3)$$

여기서 행렬의 요소 a_{ij} 는 입력 물체의 i 번째 특징 벡터와 j 번째 모델의 i 번째 특징 벡터와의 유사도를 뜻하며 $0 \leq a_{ij} \leq 1$ 의 값을 갖는다. 또한 특징 벡터들은 그 중요도가 다르기 때문에 가중치 벡터 W 를 고려하여야 한다. 정합과정은 퍼지 관계 행렬 R 과 가중치 벡터 W 의 곱합으로 수행될 수 있다. 위의 개념을 일반화 하기 위해 다음과 같은 정의를 내려 보도록 하자.

- O - 데이터베이스에 저장되어 있는 모델의 물체 집합으로 정의하자.
즉, $O = \{O_1, O_2, \dots, O_n\}$ 으로 n 개의 모델 물체 집합을 뜻한다.
- F - 특징 벡터의 집합으로 정의한다.
즉, $F = \{F_1, F_2, \dots, F_m\}$ 으로 m 개의 특징 벡터집합을 의미한다.
- W - 가중치벡터의 집합으로 정의한다. 따라서 집합 W 은 특징벡터의 집합과 마찬가지로 m 개의 원소를 가지는 $W = \{W_1, W_2, \dots, W_m\}$ 으로 이루어지며 $0 \leq$

- $W_i \leq 1$ 의 값을 가진다.
- R_{ij} - 특징벡터 F_i 로부터 모델 j 의 i 번째 특징 벡터와의 관계의 강도를 나타내며 $\gamma_{ij}(F_i, O_j)$ 로 표기할 수 있다.
- V - 퍼지관계행렬 R 과 F, W 의 곱합으로부터 정합과정을 수행한 결과를 구성 하는 집합이라 할 수 있다. 통상 V 는 모델의 물체집합과 마찬가지로 $V = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$ 으로 구성된다.

이제 정합과정에 대해 살펴본다. 우선 F 와 O 의 곱합으로부터 유사도를 계산해서 퍼지관계행렬을 구성했다고 하자. 이때 \bar{V} 벡터 집합은 아래와 같이 정의되어진다.

$$\bar{V} = W \circ R \quad (4)$$

또한 최종적인 인식은 아래와 같다.

$$\bar{V} = \max \{ \bar{V}_1, \bar{V}_2, \dots, \bar{V}_n \} \quad (5)$$

윗식 (4) 에서 \circ 는 퍼지관계합성 연산자로서 min-max 합성연산자가 될 수도 있고 product-sum 합성 연산자, product-bounded sum 연산자, product-max 연산자, min-bounded sum 연산자 등 어느것이 될 수도 있다. 이는 적용대상에 따라 적절히 선택하여 효율성을 높일수 있는 연산자를 선정하면 될 것이다.

III. 유사도 측정

앞 장에서 살펴본대로 퍼지관계행렬을 구성하려면 입력물체의 특징벡터들과 모델의 특징벡터들간의 유사도를 측정하여야 한다. 유사도의 측정에 대해서는 많은 논문이 나와있다^{[4]-[6]}. 가장 대표적인 방법이 바로 두개의 특징벡터간의 거리에 기초한 metric 방법이다^[4]. metric 방법은 아래와 같은 식으로 정의되며 $[0, 1]$ 사이의 값으로 정의되어 얼마나 일치하지 않는 가를 나타내게 된다.

$$d_r(x, y) = \left[\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^r \right]^{1/r}, r \geq 1 \quad (6)$$

여기서 $d_r(x, y)$ 는 x 와 y 사이의 거리(즉, 비유사도)를 뜻하며 n 개의 특징 벡터에 대해 거리를 계산한 것이 (6)식이다. $r=2$ 일때를 Euclidean metric, $r=1$ 일때를 city-block metric 그리고 $n=\infty$ 일때를 dominance metric 이라 한다. 최종적으로 유사도는 아래 식에 의해 정의되어진다.

$$S = 1 - d_r(x, y) \quad (7)$$

그러나 metric 방법은 특징 벡터 x 와 y 가 반드시 정규화 되어 있어야 하며 이는 영상인식시 모든 특징벡터의 정규화와 일치되어 적용시 어려운 문제가 발생하게 된다. 따라서 특징벡터의 정규화란 문제를 해결할 수 있는

유사도 측정방법이 필요하게 되어 이를 위해 본 논문에서는 물이론과 퍼지이론의 일치도연산자를 사용하고자 한다.

1. 물이론

물이론(toll theory)은 1991년 IFSA에 D.Dubois와 H. Prade에 의해 발표된 새로운 집합이론이다^[9, 10]. 이 집합론은 어떤 원소가 그 집합에 속하기 위해 지불해야만 하는 비용(cost)의 개념으로 정의되는 이론이며 소속도함수의 값은 $0 \sim +\infty$ 사이의 값을 취한다. 즉, 전체집합 U에 있어서 물집합 T는 $\Psi_T(x)$ 로 정의되며 이때 $\Psi_T(x)=0$ 이면 원소 x는 물집합 T에 후리멤버십(free membership)을 가진다고 하며, 역으로 $\Psi_T(x)=\infty$ 이면 원소 x가 물집합 T에 속하는 것이 금지(forbidden)됐다는것을 뜻한다. 이의 개념을 유사도측정에 어떻게 적용하는지를 알아보도록 하자. 유사도 S(x)는 통상 아래와 같이 정의된다.

$$S(x) = \frac{1}{1 + \lambda d(x)} \tag{8}$$

여기서 d(x)는 거리에 대한 함수이며 λ는 적용대상에 따라 적절히 정해주는 상수이다. 만약 거리함수 d(x)를 물이론과 결부시켜 보면 d(x)=∞가 되면 유사도 S(x)의 값은 0이되며 d(x)=0이면 유사도 S(x)=1이 된다. 즉 거리함수 d(x)와 물멤버십 함수값을 그대로 대응시켜 유사도를 측정할 수 있다는 것을 알 수 있다. 따라서 특징값에 대해 정규화를 할 필요가 없으며 거리함수와 물이론의 멤버십함수를 1:1 매핑시켜 효과적으로 유사도를 측정할 수 있다는 결론에 도달할 수 있다.

2. 일치도 연산

영상인식, 영상인식등 모든 분야의 유사도 계산에 가장 많이 이용되어 왔던 것이 퍼지이론의 일치도연산이다.

일치도연산은 일명 min-max연산이라고도 하며 아래 그림과 같은 방법으로 유사도를 계산한다.

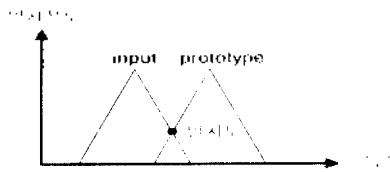


그림 1. 일치도 연산
Fig. 1. min-max operation

그림 1은 가장 간단한 방법으로 일치도를 계산하는 방법을 나타낸 것으로 적용대상에 따라 퍼지수(fuzzy number)의 등급과 모양등이 다르게 된다. 따라서 적용대상에 따른 적절한 퍼지수의 등급과 모양의 설정 그리고 일치도 연산의 일치점 계산방법등이 연구의 대상이 된다고 할 수 있다.

IV. 영상인식에의 적용예

1. 3차원 물체 인식에의 적용

물이론에 의해 유사도를 계산하고 퍼지관계행렬을 이용하여 3차원 물체를 인식하는 방법에 대해 제한하고자 한다.

(1) 특징추출

3차원 물체의 특징벡터로는 표면 분류를 통한 형상특징추출, 표면영역의 특징 그리고 표면영역들간의 특징벡터를 들 수 있다^[11]. 형상 특징은 2x2 마스크에서 거리값의 변화를 통해 외부경계값, 내부경계값 그리고 동크기선(equi-magnitude contour)등을 통해 형상특징을 추출한다. 또한 표면영역들의 특징을 추출하기 위해서는 법선벡터와 교전을 통해 구의 중심과 원통이나 원뿔과 같은 표면의 축방정식을 추출한다. 최종적으로 표면영역들간의 특징벡터는 아래와 같은 특징값을 추출하여 행한다.

표 1. 표면 영역들 간의 특징 벡터
Table 1. Feature Vector between Surface Regions

Combinations of features	Extracted features
point, point	distance
line, line	intersection angle
point, line	distance
point, plane	distance
plane, plane	intersection angle
plane, line	intersection angle

(2) 유사도의 계산

이제 특징값들로부터 퍼지 관계 행렬의 원소값들인 유사도를 계산하여야 한다. 우선 형상 특징과 면적 비율로부터 특징 벡터들 사이의 유사도를 아래와 같이 구한다.

$$S(x) = 1 - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m |A_i - A_j| \tag{9}$$

여기서 n은 입력 물체의 표면 영역 개수를, m은 모델 물체의 표면 영역 개수를 뜻한다. 또한 A_i와 A_j는 면적 비율을 뜻하며 형상 특징이 다른 경우 A_j=0이 된다. 이제 표면 영역들간의 특징 벡터로부터 유사도를 계산하여 보자. 거리에 따른 유사도는 (8)식과 같이 구할 수 있으므로 이때 거리함수 d(x)는 물이론을 적용하여 아래와 같이 정의한다. 즉,

$$d(x) = -\log \left[\frac{1}{10} (x - 10) \right], 0 \leq x \leq 10 \tag{10}$$

$$= 0$$

또한 표면 영역들간의 특징 벡터는 여러 개가 있을 수 있

으므로 이에 대한 정규화는 아래와 같이 행한다.

$$S'(x) = \frac{\sum_{i=1}^G S(x_i)}{G} \quad (11)$$

여기서 G는 표본 영역들간의 특징 벡터의 수를 의미한다.

(3) 정합과 인식

앞 절에서 구한 유사도로부터 정합과정을 수행해야만 한다. 이때 구한 유사도로부터 퍼지 관계행렬 R을 구성하고 특징 벡터의 집합 W를 도입하면 정합과정은 아래와 같이 계산되어 진다.

$$\bar{V}_i = \frac{W \circ R}{\sum_{i=0}^k W_i} \quad (12)$$

윗식에서 \circ 는 product-sum연산으로 행하였으며 최종적인 인식은 (5)식과 같이 하여 구할 수 있다.

2. 정면 얼굴 영상 인식

정면 얼굴은 통상 사람의 얼굴에 대한 특징 벡터는 유사성이 많으므로 다양한 형태의 퍼지수와 모양을 통해 유사도를 계산하는 방법을 제안하고자 한다.

(1) 특징 추출

유사도를 계산하기 위해 특징 벡터를 구해야 한다^[2]. 이를 위해 입력 영상을 이진화한 후 라벨링된 2잔 영상에 체인코드를 적용하여 면적, 둘레의 길이, 원형도등을 구하여 이를 바탕으로 눈의 위치를 검출하였다. 또한 추출된 눈의 위치를 기준으로 기준영상을 보정하며 그림 2와 같은 특징점으로부터 표 2와 같은 정면 얼굴의 인식 파라미터를 구하였다.

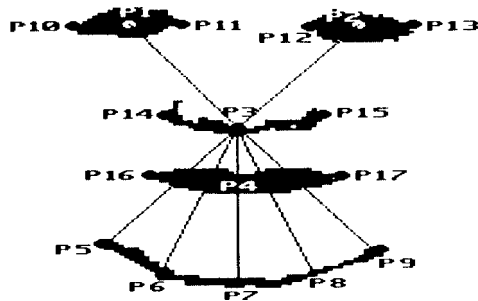


Fig. 2. Feature parameters of full face
그림 2. 정면의 특징 파라미터

표 2. 정면 얼굴의 인식 파라미터

Table 2. Recognition parameters

번호	내용	번호	내용
1	P 1.2의 거리	6	P 14.15의 거리
2	P 1.3의 거리	7	P 2.1.3의 각도
3	P 3.4의 거리	8	P 3.6의 거리
4	P 16.17의 거리	9	P 3.7의 거리
5	P 10.11의 거리		

(2) 유사도의 계산

이제 퍼지 관계 행렬의 원소들의 값인 유사도를 계산하여야 한다. 유사도는 거리 (표 2에서 1~6, 8, 9)와 이루는 각 (표 2에서 7번째 인식 파라미터)으로 나누어 계산한다. 우선 거리에 대한 유사도의 계산 과정을 살펴보도록 하자. 모델에 있는 인식 파라미터 우선 거리에 대한 유사도의 계산 과정을 살펴보도록 하자. 모델에 있는 인식 파라미터 1번 값을 10등분 ($a_1 \sim a_{10}$)하여 이를 크게 세 부분으로 나눈다. 즉 인식 파라미터 1번 값을 기준으로 그 차이가 크다(Large: L), 중간(Medium: M), 적다(Small: S)로 나누며 이에 대한 수식은 아래와 같다.

$$\mu_L(x) = 1, \quad a_1 \leq x \leq a_2$$

$$= \frac{a_3 - x}{a_3 - a_2}, \quad a_2 \leq x \leq a_3$$

$$\mu_M(x) = \frac{x - a_2}{a_3 - a_2}, \quad a_2 \leq x \leq a_3$$

$$= 1, \quad a_4 \leq x \leq a_7$$

$$= \frac{a_8 - x}{a_8 - a_7}, \quad a_7 \leq x \leq a_8$$

$$\mu_S(x) = \frac{x - a_7}{a_8 - a_7}, \quad a_7 \leq x \leq a_8$$

$$= 1, \quad a_9 \leq x \leq a_{10}$$

또한, '크다'와 '적다'에 대한 함수를 보다 자세히 나타내면 아래와 같다.

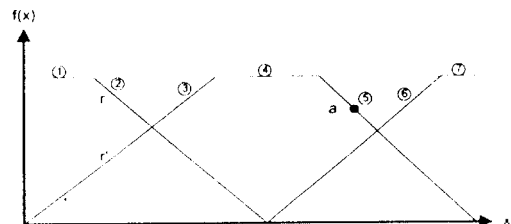


그림 3. '크다'와 '적다'에 대한 함수
Fig. 3. Function of 'Large' and 'Small'

이때 유사도는 표 3과 같이 계산한다.

표 3. 유사도의 계산
Table 3. Calculation of Similarity Measure

②, ③ ⑥, ⑤	일치도 연산	②, ④ ⑤, ⑦	$f(x)$
③, ④ ④, ⑤ ⑥, ⑦		④, ⑥ ①, ③	
		③, ⑤	$f(x)-0.1$
		그외	0

또한 '중간'에 대한 함수를 자세히 나타내면 다음과 같이 정의 가능하다.

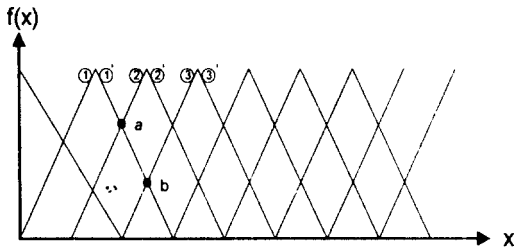


그림 4. '중간'에 대한 함수
Fig. 4. Function of Medium

이때 유사도는 표 3과 같이 계산된다.

표 4. 유사도의 계산
Table 4. Calculation of similarity measure

①', ② ②', ③	일치도 연산, 예로서 $f(x)$	①, ②'	①'와 ②의 연산으로 대체
①', ③		①, ② ①', ②'	일치도연산(위) - $\delta(x)$ 예) $f(x) - \delta(x)$
①, ①' ②, ②' ③, ③'	1	①, ③ ①', ③'	일치도 연산(아래) - 0.1 예) $f(\beta) - 0.1$
		그외	0

표 4에서 $\delta(x)$ 는 $1.0 \leq x \leq 1.5$ 사이 일 때는 정확히 식 (14)과 같이 정의 할 수 있으나 간략화를 위해 식 (15)와 같이 하였으며 여기서 x 는 구간의 차를 나타내어 $0.5 \leq x \leq 1.5$ 의 값을 갖는다.

$$\delta(x) = -1.006 + 1.676 \tag{14}$$

$$\delta(x) = 0, 0.5 \leq x \leq 1.0 \tag{15}$$

$$= 0.1, 1.0 < x \leq 1.5$$

또한 이루는 각에 대한 유사도는 아래와 같이 계산한다.

$$S(x) = 1 - |A_m(x) - A_i(x)| \tag{16}$$

여기서 $A_m(x)$ 는 모델의 이루는 각을, $A_i(x)$ 는 입력의 이루는 각을 뜻한다. 인식은 특징 벡터의 가중치 W와 함께 앞서 설명한 식 (12)와 같이 계산이 되어진다.

V. 실험 및 고찰

본 논문에서의 실험은 IBM-PC상에서 C언어를 사용하여 구현하였다. 3차 영상 인식 부분에 대한 실험결과는 다음과 같다. 그림 5와 그림 6이 데이터 베이스에 저장하기 위한 모델의 거리 영상이며 그림 7이 인식하기 위해 들어 온 입력거리 영상이다. 표 5가 모델에 대한 특징 벡터값을, 표 6이 입력 영상에 대한 특징 벡터값을 나타내었다. 또한 표 7이 인식 결과를 나타낸다. 실험결과 거리 영상을 입력으로 한 3차원 물체 인식의 경우 적절한 유사도 측정과 정합과정의 수행으로 효과적으로 물체 인식을 할 수 있음을 알 수 있었다. 차후 보다 복잡한 프리미티브에 대한 처리도 연구를 수행하여 실용성을 높이는 연구가 지속되어야 하리라 여겨진다. 아울러 정면 얼굴 영상에 대한 실험도 수행하였는데 이에 대한 과정은 아래와 같다. 그림 8이 실험에 사용한 정면 얼굴 영상의 일부를 나타낸 것이며, 표 8이 스케일링된 모델의 인식 파라미터를, 표 9가 입력용 인식 파라미터를 나타낸다. 표 10과 표 11이 퍼지 관계 행렬을, 표 12가 인식결과를 나타내었다. 본 논문에서 제안한 방법은 보다 퍼지수를 세밀하게 나누고 그 모양을 적절히 정의하여 특징 벡터가 유사한 얼굴의 특징 벡터에 대해 유사도를 측정할 수 있었으며, 퍼지 관계 행렬을 통해 정합과정을 효율적으로 수행할 수 있음을 볼 수 있었다. 그러나 시스템의 유용성을 입증하기 위해서는 보다 방대한 양의 실험 데이터를 가지고 실험을 수행하여야 하며 측면 얼굴과 거리 얼굴 영상을 대상으로 한 실험도 수행하여 보다 폭 넓은 인식 분야의 확장 및 인식율의 향상을 위한 연구가 지속되어야 하리라 여겨진다.

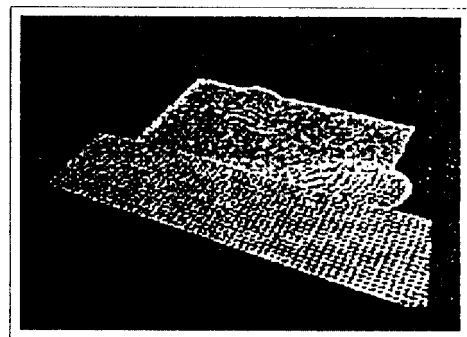


그림 5. 거리 영상(모델용)
Fig. 5. Range image(for Model)

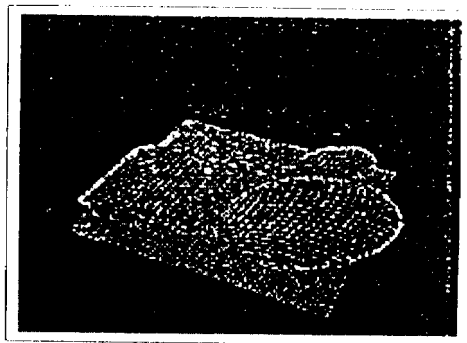


그림 6. 거리 영상(모델용)
Fig. 6. Range image(for Model)

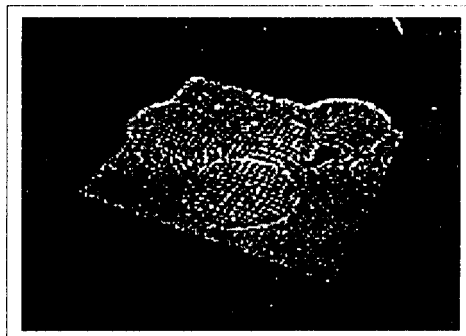


그림 7. 거리 영상(입력용)
Fig. 7. Range image(for Input)

표 5. 특징 벡터값(모델용)
Table 5. Feature vector values(for Model)

대상 이름	형체와 그 공간비	표면 영역간 모양
컵	1.0	
아령	sp_1 (0.4)	40.327
	cy_1 (0.12)	45.231
장난감	sp_2 (0.48)	174.754
	sp_1 (0.33)	
움직이는 인형	cy_1 (0.67)	49.393
	sp_1 (0.25)	
	sp_2 (0.75)	113.605

표 6. 특징 벡터값(입력용)
Table 6. Feature vector values(for Input)

대상 이름	형체와 공간비	표면 영역간 모양
입력 대상1	sp_1 (0.4)	38.857
	cy_1 (0.2)	44.352
	sp_2 (0.4)	170.932
입력 대상2	sp_1 (0.4)	
	sp_2 (0.6)	107.043

표 7. 인식 결과

Table 7. Results of recognition

[0, 0.79429, 0.03, 0.2]
input object1 is a dumbbell
[0, 0.43, 0.165, 0.5219]
input object2 is a tumbling doll



그림 8. 실험에 사용한 정면 얼굴 영상
Fig. 8. Full Face Image Used in Experiments

표 8. 인식 파라미터 값

Table 8. Recognition parameter Values

모델 No.	스케일링된 인식파라미터 값
1	1.0000, 0.9602, 0.4404, 0.8798, 0.4799, 0.4807, 0.1514, 1.0463, 1.1599
2	1.0000, 0.9840, 0.3778, 0.6792, 0.3962, 0.3890, 0.1392, 1.0801, 1.0945
3	1.0000, 0.9845, 0.4031, 0.5833, 0.3666, 0.4412, 0.1227, 0.9983, 1.0677
4	1.0000, 0.9325, 0.4043, 0.3085, 0.4894, 0.4852, 0.1136, 1.1380, 1.1915
5	1.0000, 0.9131, 0.4380, 0.6875, 0.3750, 0.3953, 0.1136, 1.1136, 1.1669
6	1.0000, 0.9300, 0.4448, 0.7407, 0.3889, 0.4223, 0.1081, 1.0079, 1.0742
7	1.0000, 0.9604, 0.4205, 0.7000, 0.4200, 0.4079, 0.1514, 1.2088, 1.2202
8	1.0000, 0.9342, 0.4048, 0.7447, 0.4468, 0.5115, 0.1659, 1.0235, 1.0640
9	1.0000, 0.8651, 0.4407, 0.6610, 0.4237, 0.3457, 0.1153, 1.1527, 1.1864
10	1.0000, 1.0185, 0.5165, 0.7222, 0.3519, 0.4335, 0.1903, 1.1731, 1.2291
11	1.0000, 1.0263, 0.4205, 0.8000, 0.4480, 0.4976, 0.1325, 1.1072, 1.2802
12	1.0000, 1.0679, 0.4698, 0.8163, 0.3673, 0.5113, 0.2103, 1.2015, 1.2655
13	1.0000, 1.0490, 0.4535, 0.7357, 0.3773, 0.4943, 0.1812, 1.1950, 1.2896
14	1.0000, 0.9120, 0.4671, 0.7109, 0.3999, 0.4150, 0.1214, 1.3002, 1.3110
15	1.0000, 0.9638, 0.4235, 0.8077, 0.4615, 0.4683, 0.1821, 1.0000, 1.1156
16	1.0000, 0.9821, 0.4111, 0.5902, 0.3934, 0.4374, 0.1286, 1.0180, 1.0661
17	1.0000, 0.9129, 0.4166, 0.7077, 0.4582, 0.4496, 0.1136, 1.1531, 1.1872
18	1.0000, 0.9584, 0.4318, 0.7059, 0.4314, 0.4094, 0.1528, 1.1852, 1.1962
19	1.0000, 0.9454, 0.4228, 0.7333, 0.4889, 0.4919, 0.1714, 1.1244, 1.1336
20	1.0000, 0.8413, 0.4667, 0.5833, 0.4000, 0.3563, 0.1257, 1.1533, 1.1833

표 9. 인식 파라미터 (입력용)

Table 9. Recognition Parameters (for input)

입력 No.	인식파라미터 값								
1	1.0000	0.9223	0.4376	0.7002	0.3594	0.3873	0.1203	1.1245	1.672
2	1.0000	1.0198	0.4235	0.7839	0.4472	0.4894	0.1294	1.1127	1.2783

표 10. 퍼지 관계 행렬(1번 입력용)

Table 10. Fuzzy relation matrix (for Input 1)

0	0.333	0	0	0	0.9689	0	0.667
0	0	0.473	0	1	0.9811	0.186	0
0	0	0	0.681	0	0.9976	0	0
0.777	0	0	0	0	0.9933	0.667	0.233
0.571	1	1	0.481	1	0.9933	0.667	1
1	0.333	0	0	0	0.9873	0	0
0	0.1	1	0	0.472	0.9689	0	0
0.571	0	0	0	0	0.9544	0	0
0	0.333	0.286	0	0	0.995	0.233	0.233
0	0	0.333	0.872	0	0.93	0	0
0	0.1	0	0	0	0.9878	0	0
0	0	0	0.681	0	0.91	0	0
0	0.1	0	0.281	0	0.9401	0	0
0.571	0	0.667	0	0	0.9989	0	0
0	0.333	0	0	0	0.9382	0	0
0	0	0	0	0	0.9917	0	0
0.571	0	0	0	0	0.9983	0.233	0.333
0	0.333	0.667	0	0.286	0.9621	0	0
0.1	0.1	0	0	0	0.9489	1	0.233
0	0	0	0	0	0.9946	0.233	0.333

표 11. 퍼지 관계 행렬(2번 입력용)

Table 11. Fuzzy relation matrix(for Input 2)

0	0.1	0	0	0.555	0.978	0	0
0.1	0	0	0	0	0.9902	0.286	0
0.1	0	0	0	0	0.9902	0	0
0	0	1	0	0.716	0.9842	0.333	0
0	0.333	0	0	0	0.9842	1	0
0	0	0	0	0	0.9787	1	0
0	0.667	0	0	0	0.9780	0	0
0	0.333	0	1	0	0.9635	0	0
0	0.1	0	1	0	0.9859	0	0
1	0	0	0	0	0.9391	0	0
0.877	0.667	1	1	0.834	0.9969	0	0
0.877	0	0.4	0	0	0.9191	0	0.460
0.877	0	0	0	0.834	0.9842	0	0.845
0	0	0	0	0	0.9920	0	0
0	0.667	1	0.4	0	0.9473	0	0
0.1	0.233	0	0	0	0.9972	0	0
0	0.567	0.571	1	0	0.9892	0	0
0	1	0	0.286	0	0.9712	0	0
0	0.567	0	0	0.834	0.9580	0.667	0
0	0	0	0	0	0.9963	0	0

표 12. 인식 결과

Table 12. Recognition results

0.246	0.330	0.210	0.334	0.839	0.290	0.318	0.191
0.260	0.269	0.207	0.199	0.166	0.280	0.159	0.124
0.267	0.281	0.298	0.183				
Input image is a model No. 5							
0.204	0.172	0.137	0.380	0.290	0.122	0.206	0.287
0.136	0.242	0.922	0.332	0.438	0.124	0.377	
0.166	0.391	0.282	0.378	0.125			
Input image is a model No. 11							

VI. 결론

본 논문에서는 기존 metric 방법의 문제점인 특징 벡터의 정규화에 대한 문제를 해결하기 위해 물 이론과 퍼지 이론의 일치도연산을 통한 유사도 측정 방법을 제안하였다. 거리에 기초한 경우 물 이론을 적용하여 유사도 측정의 유용성을 입증하였고, 얼굴 영상과 같은 유사한 특징 벡터들인 경우 보다 다양한 모양과 세밀하게 구분된 퍼지수 그리고 적절한 일치도 계산을 통해 효율성을 입증하였다. 또한 측정된 유사도를 통해 퍼지 관계 행렬을 구성하여 정합 과정을 수행하였으며 제안한 알고리즘을 3차원 영상과 상면 얼굴 영상 인식에 적용하여 그 유용성을 입증하였다. 차후 보다 방대한 양의 실험 데이터를 통해 본 논문의 유용성을 객관적으로 입증하기 위한 실험이 수행되어야 하리라 여겨진다.

참 고 문 헌

1. D.U.Cho et al, "Recognition of Automobil Type and Extraction of Car Number Plate by Image Processing," 1st Korea-Japan Joint Conference on Computer Vision, 1991.
2. R.Chellappa et al, "Human and Machine Recognition of Faces: A Survey." Processing of IEEE, Vol.83, No.5, 1995.
3. Andrew et al, "Automated Fingerprint Recognition Using structural Matching," Pattern Recognition, Vol.23, No.8, 1990.
4. S.Shafer and D. Rogers, "Similarity and distance measures for cellular manufacturing: Part i. a survey," International Journal of Production Research, Vol.31, No.5, pp.1133~1142, 1993.
5. S. shafer and D.Rogers, "Similarity and distance measures for cellular manufacturing: part ii. a survey," International Journal of Production Reserch, Vol. 31, No.6, pp.1315~1326, 1993.
6. D. Rouvray. "Defination and role of similarity concepts in the chemical and physical sciences," Journal of chemical Information and computer science, Vol.32, pp.580~586, 1992.
7. L. Hamers et al. "Similarity measures in scientometric re-

search: The jacard index versus salton's cosine formula," Information Processing and Management, Vol.25, No.3, pp. 315~318, 1989.

8. A. Shtub and O. Maimon, "Role of similarity measures in pcb grouping procedures," International Journal of Production Research, Vol.30, No.5, 1992.

9. D. Dubois and H. Prade, "Toll Sets" Proc. IFSA '91, Brussels, Artificial Intelligence, 1991.

10. D.u.cho, "Noise Removal and Edge Detection of Image by Image Structure Understanding," Journal of KIPS, pp. 1865~1872, 1997.

11. D.u. cho, "Frzyzy-set Based Feature Extraction for Object of Various Shapes and Appearances," IEEE Int'l conference on Image Processing, 1996.

12. 최동신, "정면 영상과 측면 영상을 이용한 얼굴 인식에 관한 연구", 청주대학교 박사학위 논문, 1997.

▲최 세 하(Se-Ha Choi)



1975년 2월: 명지대학교 전자공학과 졸업

1988년 8월: 연세대학교 산업대학원 전자공학과 석사학위 취득

1991년~현재: 청주대학교 대학원 전자공학과 박사과정

현재: 정보통신부 정책실 기술기준과

통신사무관

※주관심분야: 영상처리, 회로 및 시스템 등임

▲이 주 신(Ju-Shin Lee)

1948년 1월 17일생



1975년 2월: 명지대학교 전자공학과 졸업

1977년 2월: 홍익대학교 대학원 전자공학과(공학석사)

1986년 2월: 명지대학교 대학원 전자공학과(공학박사)

1979년 9월~현재: 청주대학교 전자공학과 교수

※주관심분야: 영상처리, 멀티미디어 등임