

論文96-33B-7-15

형태학적 골격에서의 거리 변환을 이용한 2차원 물체 인식

(2-D Object Recognition Using Distance Transform on Morphological Skeleton)

權俊植*, 崔宗秀**

(Jun-Sik Kwon and Jong-Soo Choi)

요 약

본 논문에서는 형상을 표현하고 인식하는 새로운 방법을 제안한다. 형상의 기술과 매칭은 형태학적 골격에서의 거리 변환을 이용하여 수행된다. 여기서 사용되는 거리 변환은 챔퍼(chamfer) (3,4) 거리 변환으로 챔퍼 거리가 유클리드 거리에 더 근사한 값을 가지기 때문이다. 2차원 물체는 형태학적 골격에서의 챔퍼 (3,4) 거리 변환으로 표현하고 모델 베이스로 구축할 수 있다. 이 챔퍼 거리 변환을 이용하여 모델 베이스와 매칭시켜 보고자 하는 물체의 매칭 여부를 결정하게 된다. 형태학적 골격에서의 거리 변환의 분포에 따른 상관 계수 (correlation coefficient), 골격점의 개수, 이심율 및 거리 변환의 합 등이 매칭 파라미터로 이용된다. 이러한 매칭 방법은 회전, 이동 및 크기 불변의 특징을 지니기 때문에 물체의 모양이 가변적인 공구의 인식이나 도형의 모양이나 두께가 다른 마크 등의 인식에 효과적으로 사용할 수 있다.

Abstract

In this paper, we propose a new method to represent the shape and to recognize the object. The shape description and the matching is implemented by using the distance transform on the morphological skeleton. The employed distance transform is the chamfer (3,4) distance transform, because the chamfer distance transform (CDT) has an approximate value to the Euclidean distance. The 2-D object can be represented by means of the CDT on the skeleton and the CDT is constructed as the database. The correlation coefficient based on the distribution of the distance transform on the morphological skeleton, the number of skeletons, the sum of the CDT, and the other features are employed as the matching parameters. The matching method has the invariant features (rotation, translation, and scaling), and then the method is used effectively for recognizing the differently-posed objects and/or marks of the different shape and size.

I. 서 론

2차원 물체의 기술, 표현 및 인식하는 문제에 있어서

* 正會員, 世明大學校 電氣電子工學部

(Se-Myung University, School of Electrical & Electronic Engineering)

** 正會員, 中央大學校 電子工學科

(Chung-Ang University, Department of Electronic Engineering)

接受日字:1995年8月28日, 수정완료일:1996年6月26日

는 물체의 영역 정보와 윤곽선 정보 등이 이용된다. 그 중에서도 물체의 윤곽선 정보를 이용한 알고리즘이 주로 제안되어 왔다. 그러한 알고리즘들은 윤곽선으로부터 추출된 특징들인 곡률, 길이 및 방향 벡터 등을 파라미터로 고려하여 불변 특징으로 사용하거나^[1], 다각선 근사화하여 꼭지점 등을 특징점으로 이용하였다^[2]. 그들을 이용한 매칭 방법 역시 곡률이나 방향 벡터 등의 변화량을 고려하거나 꼭지점 등의 특징점을 이용한 점 패턴(point pattern) 매칭을 이용하게 된다^[2-4]. 그러나 물체 내부의 영역 정보를 이용해 기술된 물체

의 매칭이 요구되는 경우나 물체의 형상 변화가 많은 경우에는 윤곽선으로부터 추출한 불변 특징을 이용하는 것은 적당한 방법이 될 수 없다. 특히 공구와 같이 일정한 범위 내에서 변화가 있는 물체를 인식하는데 있어서는 윤곽선과 같이 변화가 많은 특징 등은 매칭에 별 도움이 되지 않는다. 따라서 2차원 영상의 표현에 있어서 정보를 보존하는 표현 수단으로서 대상 물체의 형태학적 골격이 효과적으로 이용될 수 있다^{15), 16)}.

물체의 골격은 중간축 변환(medial axis transform : MAT)^{17), 18)}으로도 구할 수 있으나, 수리형태학을 이용하면 구성소의 모양을 다양하게 선택함으로써 여러 가지의 골격을 구할 수 있어 MAT보다 더 효과적으로 물체의 표현에 이용될 수 있다. 이렇게 표현된 골격은 2차원 물체 인식에 이용될 수 있다. 그러한 방법으로는 물체의 골격점들 간의 상호 거리에 따라 물체를 인식하는 방법¹⁹⁾이 제안되었지만, 그 방법은 모델 베이스와 매칭하고자 하는 물체의 골격점들 간의 최소 거리를 찾아 그들의 합으로 매칭 여부를 결정하게 되므로 일정한 변형의 자유도(degree of freedom of deformation)¹²⁾ 내에서 변형된 물체 인식에서는 왜곡의 여지가 많아 적합하지 않고 고정된 형태의 물체 인식에 적합한 방법이다.

또한 디지털 영상 처리의 여러 응용 분야에서 물체의 배경으로부터 물체까지의 거리로 형상을 기술(description)하는 거리 변환(distance transform : DT)¹⁰⁾ 방법도 유용한 2차원 물체의 표현 방법이다. 본 논문에서는 형상을 표현하고 인식하는 새로운 방법을 제안한다. 2차원 영상의 골격은 수리형태학¹⁷⁾을 이용하여 구하며, 형상의 기술과 매칭은 형태학적 골격에서의 거리 변환을 이용하여 수행된다. 여기서 사용되는 거리 변환은 챔퍼(chamfer) (3,4) 거리 변환을 이용해 구한다. 디지털 영상에서의 거리 변환은 마름모꼴(city-block 또는 (4근방 : 4-neighbor))에 의한 거리나, 체스판꼴(chessboard 또는 (8근방 : 8-neighbor))에 의한 거리보다는 챔퍼 거리가 유클리드(Euclid) 거리에 더 근사한 값을 가지기 때문에 챔퍼 거리 변환(CDT)을 이용한다.

2차원 형상의 물체는 형태학적 골격에서의 챔퍼 (3, 4) 거리 변환을 이용해 표현하고 모델 베이스로 구축할 수 있다. 이 CDT를 이용하여 구축된 모델 베이스와 매칭시켜 보고자 하는 물체의 매칭 여부를 결정하게 된다. 본 논문에서는 형태학적 골격에서의 CDT의 분

포에 따른 상관 계수(correlation coefficient), 골격점의 개수, 이심율 및 CDT 값의 합 등이 매칭 파라미터로 이용된다¹¹⁾. 이러한 파라미터들의 유사성(similarity)을 이용한 매칭 방법은 회전 및 이동에서 불변의 특징을 지니며, 골격점의 개수나 가장 큰 CDT 값에 따라 정규화(normalizing) 시킴으로써 크기 불변의 특징을 만족시키기 때문에 물체의 모양이 가변적인 렌치나 가위 같은 공구의 인식이나 도형의 형상이나 두께가 다른 마크 등의 인식에 효과적으로 사용할 수 있다. 컴퓨터 모의 실험에서는 본 알고리즘의 유효성을 입증하며, 실험에 사용한 영상은 합성된 도형 영상과 CCD 카메라로부터 취득된 공구 영상이다.

2절에서는 수리형태학과 거리 변환에 대하여 간략히 설명하며, 3절에서는 제안된 인식 알고리즘에 이용될 파라미터들에 대해 설명하였다. 4절에서는 도형 영상과 공구 영상을 대상으로 알고리즘을 적용한 실험 결과를 보이며, 5절에서 고찰을 한다.

II. 형태학적 골격과 거리 변환

1. 형태학적 골격 추출

Matheron¹²⁾의 집합론적 수학이 배경인 수리형태학(Mathematical Morphology)은 Serra¹³⁾가 영상 해석에 확대 적용함으로써 체계화되었으며, Sternberg¹⁴⁾, Haralick¹⁵⁾ 등에 의해 여러 분야로 그 응용 범위가 확대되었다. 형태학 연산자는 대상 영상에 적합한 구성소(structuring element)를 선택하여 적용함으로써 영상 내 물체 형태의 원래의 특징을 보존하는 장점이 있으며, 잡음에 강건한 비선형 필터의 특징을 가진다. 수리형태학의 연산자는 기본 연산자인 다일레이션과 이로전 및 기본 연산자의 연속 연산인 오프닝과 클로징이 있다. 다일레이션, 이로전, 오프닝과 클로징은 다음 식 (1) ~ 식 (4)로 각각 정의 및 표현된다. 다음 식들에서 E^N 는 유클리드 N-공간(Euclidean N-space)으로 표현한 임의 차원의 집합을 의미하며, X와 B는 N-공간 상의 집합이고 각각 임의의 이진 영상과 구성소를 나타낸다.

$$X \oplus B = \{ c \in E^N | c = x + b \text{ for some } x \in X \text{ and } b \in B \}. \quad (1)$$

$$X \ominus B = \{ x \in E^N | x + b \in X \text{ for every } b \in B \}. \quad (2)$$

$$X \circ B = (X \ominus B) \oplus B. \quad (3)$$

$$X \bullet B = (X \oplus B) \ominus B. \quad (4)$$

또한 형태학적 골격은 원영상(X)을 오프닝 연산한 다음 원영상과의 집합의 차 (set difference)인 S_0 를 구한 후, 골격들의 부분 집합인 S_n 이 식 (5)를 통해 차례로 구해진다. 본 논문에서 사용되는 구성소는 3×3의 RHOMBUS이다. 골격들의 전체 집합인 $SK(X)$ 는 식 (6)을 이용하여 구할 수 있으며, \는 집합의 차를 나타낸다.

$$S_n(X) = [(X \ominus nB) \setminus [(X \ominus nB) \circ B]] \quad (5)$$

$$SK(X) = \bigcup_{n=0}^N S_n(X),$$

$$N = \max\{ n : (X \ominus nB) \neq \emptyset \}. \quad (6)$$

물체 표현을 하는데 있어서 물체의 골격을 구해 그 골격점의 위치 정보를 이용할 수 있으며, 골격은 물체의 중요한 특징으로 이용될 수 있다. 수리형태학을 이용하면 구성소의 모양과 원점(origin)의 위치에 따라 자기 다른 골격이 구해진다. 그림 1에서는 원영상인 T 자 도형과 구성소인 RHOMBUS를 (a)와 (b)에 각각 보이고 있으며, (c)에서는 구성소의 원점을 중심 및 상하좌우에 두고 각각 구한 형태학적 골격 영상들을 각각 보이고 있다. 자기 다른 다섯 가지의 구성소에 따라 구해진 골격들은 모델 베이스로 구축되어 매칭에 이용될 수 있다. 윤곽선의 변화가 큰 물체 인식의 경우를 제외하고는 원점이 중심에 있는 구성소를 이용하여 구한 골격을 주로 이용한다.

2. 거리 변환의 이용

디지털 영상에서 2차원 물체를 표현하고 기술하는 기법은 여러 가지 방법이 사용되고 있으며, 그 기법들 중의 하나가 물체 내의 화소에서 배경까지의 최단 거리로 표현하는 거리 변환(distance transform) 방법이 있다. 이는 물체의 특성을 분석하는데 중요한 실마리를 제공한다. 디지털 영상 처리에서의 거리를 나타내는 척도(measure)로는 마름모꼴(city-block), 체스판꼴(chessboard) 및 유클리디안(Euclidean) 거리의 세 가지가 가장 많이 사용되고 있다. 세 가지 거리들 중에서 마름모꼴, 체스판꼴 또는 그 둘의 결합형인 팔각형(octagonal) 거리가 주로 많이 연구되어 왔다. 그 이유는 그 거리 변환들은 2회의 스캔(scan)으로 끝낼 수 있어 거리 변환을 구하는데 걸리는 시간이 적게 들며, 2진 형태학 이로전 연산을 반복시켜 단계적으로 거리

를 누산할 수도 있다. 반면에 이들 거리 척도들은 물체의 방향에 매우 민감하다는 단점을 지니고 있다.

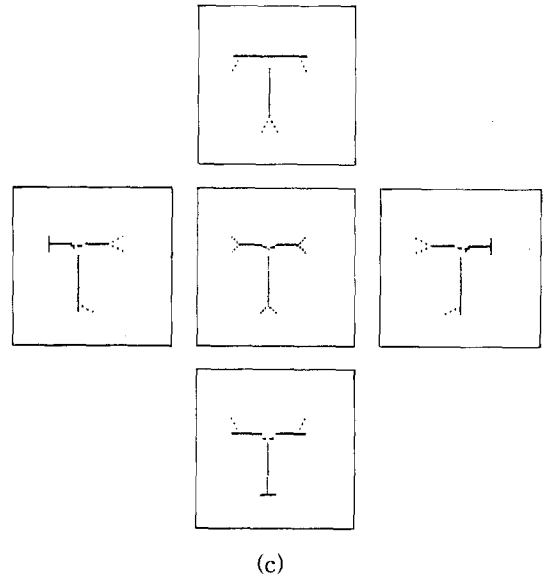
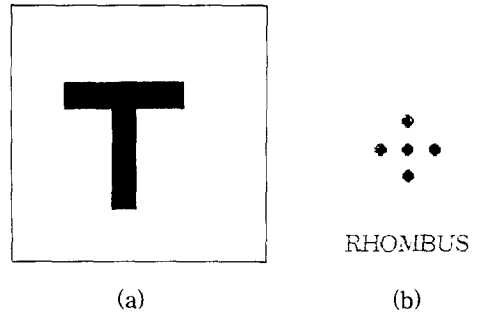
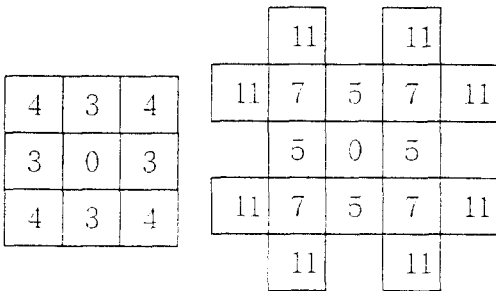


그림 1. 구성소 원점의 위치에 따른 골격 : (a) T자 도형, (b) 구성소, (c) 골격 영상

Fig. 1. Skeletons obtained by S.E. with different origin : (a) original T shaped mark, (b) structuring element, and (c) skeletal images.

또한 유클리드(Euclid) 거리 측정치는 방향에 따라 불변(rotation invariant)인 장점을 갖는다. 그러나 제곱근 값으로 구해지는 유클리드 거리는 마름모꼴이나 체스판꼴 거리를 구하는 연산에 비해 그 계산 시간이 오래 걸리고, 전체 연산은 비선형적 성질 때문에 작은 이웃 화소 간의 연산으로 분해하기가 어렵다. 그래서 유클리드 거리 변환의 근사치를 고려하는 알고리즘이 폭넓게 연구되어 왔다. Borgfors^{[10],[16]}는 연산을 단순화하고 제곱근 값이 나오지 않게 최적화하는 거리 변환 방법으로 챔퍼 거리 변환(chamfer distance

transform : CDT)을 제안하여 다차원 표현으로 확장시켰다. 이 때 사용되는 일반적인 척도로는 3×3 이웃 (neighbor)을 고려할 경우에는 챔퍼 (3,4) 거리 변환이 가장 일반적으로 사용될 수 있다. 그림 2 (a)에 3×3 이웃을 고려한 챔퍼 (3,4) 거리 변환을 나타내었다. 이는 상하좌우에 인접한 화소 간의 거리를 3이라 할 때, 대각선 상에 위치한 화소 간의 거리는 3√2의 근사치의 정수인 4를 부여하여 제곱근 값을 갖지 않게 하는 거리 변환이다. 또한 5×5 이웃을 고려할 경우에는 챔퍼 (5,7,11) 거리 변환이 가장 많이 쓰인다. 그림 2 (b)에 5×5 이웃을 고려한 챔퍼 (5,7,11) 거리 변환을 나타내고 있다.



(a) 3×3 chamfer (3,4) (b) 5×5 chamfer(5,7,11)

그림 2. 챔퍼 거리 변환

Fig. 2. Chamfer distance transform.

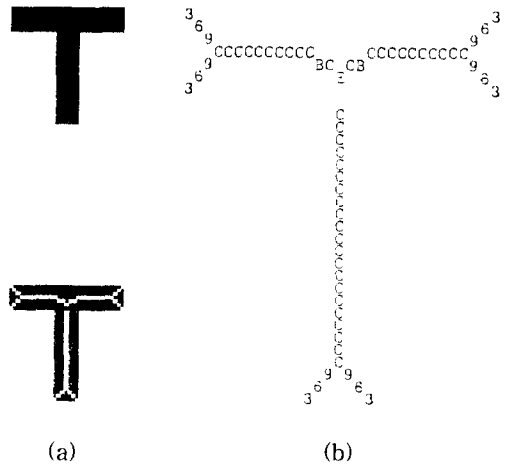
3. CDT 값이 부가된 형태학적 골격

2차원 물체로부터 구한 형태학적 골격에 CDT 값을 부가시킴으로써 더 많은 정보로 영상을 표현 및 기술하면 보다 많은 특징으로 이용할 수 있으며, 다양한 방법으로 영상을 이해할 수 있게 된다. 그림 3에서 구성소 원점이 중심에 있는 RHOMBUS를 구성소로 하여 구한 골격점에서의 CDT 값들을 보인다. 이 CDT 값이 부가된 골격은 그 분포된 빈도수에 따라 매칭에 필요한 중요한 파라미터로 이용된다.

III. 인식에 이용되는 파라미터

구성소를 각각 달리하여 구해진 골격과 그 골격에 부가된 CDT 값은 모두 모델 베이스를 구축하는데 쓰인다. 그 골격 상에서의 CDT의 분포와 빈도수에 따른 상관 계수, 골격점의 개수, 이심율, CDT의 합 및 최종 골격점이 구해지기까지의 반복 회수 등이 매칭 파라미터로 이용된다. 이렇게 구축된 모델 베이스를 이용하여, 매칭하고자 하는 물체의 골격과 거리 변환값을 구한

후 다음의 파라미터들로 매칭을 시도한다.



(a)

(b)

그림 3. 형태학적 골격에 부여된 CDT : (a) 원영상과 골격, (b) 골격점에서의 CDT

Fig. 3. CDT added on the morphological skeleton : (a) original image and its skeletons and (b) CDT on skeleton.

1. CDT 빈도에 따른 상관 계수

골격점에서의 CDT 값의 빈도는 2차원 물체의 형상과 크기에 따라 각각 상이한 분포를 이루게 된다. 그 상이한 분포에 기초한 통계적인 방법을 이용해 물체를 인식할 수 있다. 따라서 모델 베이스로 구축된 CDT 빈도(f_i)와 매칭하고자 하는 물체의 CDT 빈도(g_i)의 상관 계수(correlation coefficient)^{[17],[18]}를 이용해 매칭 여부를 결정할 수 있다. (f_i, g_i) 쌍에 대한 선형 상관 계수 r 은 $i=3, \dots, n$ 의 범위에서 다음 식 (7)로부터 구해지며, $-1 \leq r \leq 1$ 의 값을 가진다. 이 상관 계수는 1에 가까울수록 상관 관계가 많음을 의미하며, 0일 때는 상관 관계가 전혀 없음을 의미하고, 다른 파라미터들에 비해 신뢰성이 가장 높은 파라미터이다.

$$r = \frac{\langle f, g \rangle}{\|f\| \cdot \|g\|} \tag{7}$$

$$= \frac{\sum_{i=3}^n (f_i - \bar{f}) \cdot (g_i - \bar{g})}{\sqrt{\sum_{i=3}^n (f_i - \bar{f})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=3}^n (g_i - \bar{g})^2}}$$

식 (7)에서 \bar{f} 와 \bar{g} 는 각각 f_i 와 g_i 의 평균값이고, 챔퍼 (3,4) DT를 이용하므로 i 는 3부터 시작되며 n 은 f_i 와 g_i 중 가장 큰 CDT 값이 된다. 이러한 CDT 분포에 따른 상관 계수를 이용한 매칭 알고리즘을 Pascal 식의 표현에 따라 다음과 같이 기술하였다.

Algorithm. Matching method using correlation coefficient

Input. Img1, Img2 /* *Img1* and *Img2* stand for the two original Images to be matched */

Output. C /* A correlation coefficient that expresses the similarity between *Img1* and *Img2* */

Method.

Step 1: Find *SK1*, *SK2* and *ni*:

/* *SK1* and *SK2* are the skeleton subsets of *Img1* and *Img2* and *ni* means the number of iterations */

Step 2: (compute chamfer distance transform)

for *x*:=2 to *n*-1 do

for *y*:=2 to *n*-1 do /* *n* stands for the image size */

begin

compute $MCDT1(x,y) = \min [Img1(x-1,y-1)+4, Img1(x-1,y)+3, Img1(x-1,y+1)+4, Img1(x,y-1)+3];$

compute $TCDT1(x,y) = \min [Img2(x-1,y-1)+4, Img2(x-1,y)+3, Img2(x-1,y+1)+4, Img2(x,y-1)+3];$

end;

for *x*:=*n*-1 downto 2 do

for *y*:=*n*-1 downto 2 do

begin

compute $MCDT2(x,y) = \min [Img1(x,y+1)+3, Img1(x+1,y-1)+4, Img1(x+1,y)+3, Img1(x+1,y+1)+4, Img1(x,y)];$

compute $TCDT2(x,y) = \min [Img2(x,y+1)+3, Img2(x+1,y-1)+4, Img2(x+1,y)+3, Img2(x+1,y+1)+4, Img2(x,y)];$

end;

for *x*:=2 to *n*-1 do

for *y*:=2 to *n*-1 do

begin

compute $MCDT(x,y) = \min [MCDT1(x,y), MCDT2(x,y)];$

compute $TCDT(x,y) = \min [TCDT1(x,y), TCDT2(x,y)];$

find the *MCDT* on *SK1*; /* $MCDT(x,y) = SK1(x,y)*MCDT(x,y)$ */

find the *TCDT* on *SK2*; /* $TCDT(x,y) = SK2(x,y)*TCDT(x,y)$ */

/* *MCDT* and *TCDT* stand for the chamfer distance transforms on skeleton and min means the minimum function */

end;

Step 3: for *i*:-3 to *maxcdt* do

obtain *MDIS* and *TDIS*

/* *maxcdt* stands for the largest *CDT* and *MDIS* and *TDIS* mean the *CDT* distribution */

Step 4: (auto-scaling)

normalize *MDIS* and *TDIS*

/* normalize in accordance with maximum *CDT* */

Step 5: for *i*:=3 to *maxcdt* do

compute *C*

/* *C* means the correlation coefficient and is computed as

$C = \text{covariance} / (\text{variance1} * \text{variance2})$ */

Step 6: stop.

2. 골격점의 개수(np)와 CDT의 합

형태학적 골격으로 구해진 모든 화소들의 개수(np)는 물체의 크기와 상당히 밀접한 관계를 가진다. 그러나 일반적으로 원과 타원을 비교할 때 같은 면적일지라도 원의 골격점은 한 개이지만 타원의 경우 장축을 따라 여러 개의 골격점이 존재한다. 즉 이심율이 큰 물체일수록 같은 면적이라도 골격점의 수는 더 많이 구해진다. 이렇게 구한 골격점의 개수를 매칭 파라미터로 사용한다.

또한 모든 형태학적 골격점에 부가된 CDT 값의 합을 매칭 파라미터로 활용할 수 있다. 골격점들의 개수가 같은 경우라도 이심율이 작은 물체는 이심율이 큰 물체보다 CDT의 합은 크다. 따라서 이 합은 물체의 인식이나 패턴의 분류에 사용된다.

3. 최종 골격점이 구해진 반복 회수(ni)

골격점이 마지막으로 구해질 때까지의 연산의 반복 회수(ni)를 구해 골격점의 개수와의 관계를 고려해 매

칭 파라미터로 사용한다. 같은 모양의 물체라도 물체의 크기에 따라 마지막 골격점이 구해지는 연산의 반복 회수는 각각 다르게 얻어진다. 또한 물체의 면적이 같은 경우라도 원에 가까운 물체는 이심율이 작고, 최종적인 골격점이 얻어질 때까지의 반복 회수는 많은 것이 일반적이다. 반면에 같은 면적의 물체는 이심율이 큰 경우 마지막 골격점이 적은 반복 회수만으로도 구해진다. 골격점의 총 개수를 반복 회수로 나눈 값 (np/ni)은 이심율과 유사한 값이 되므로 이것도 상당히 중요한 매칭 파라미터가 된다.

4. 윤곽선과 꼭지점

CDT 값이 3인 골격점은 윤곽선 및 꼭지점(corner point)에서 나타난다. 윤곽선의 변화가 많은 물체의 윤곽선 정보를 이용해야 하는 경우 주로 사용될 수 있는 파라미터이다. 윤곽선은 구성소의 원점을 각 측면에 두고 형태학적 골격을 구해 CDT 값이 3으로 부여된 화소를 나타내며, 구성소 모양과 원점의 위치에 따라 각각 다른 윤곽선이 구해진다. 그림 1처럼 3×3 RHOMBUS를 구성소로 사용하는 경우 네가지의 윤곽선 성분이 구해질 수 있으며, 3×3 SQUARE를 사용하는 경우 여덟가지의 윤곽선 성분이 구해진다. 본 논문에서는 RHOMBUS를 구성소로 하여 골격점과 윤곽선을 구한다. 또한 꼭지점은 구성소의 원점을 중심에 두고 형태학적 골격의 부분 집합인 S_0 로부터 쉽게 구할 수 있다. 이 경우에도 구성소의 모양에 따라 골격과 꼭지점이 각각 다르게 구해진다.

IV. 실험 결과

실험에 사용된 영상은 도형 영상들과 CCD 카메라로부터 취득된 공구 영상들이다. 그림 4에서는 타원과 회전·축소된 타원, X자형 도형과 회전·축소된 X자형 도형 및 뿔자형 도형과 회전·축소된 뿔자형 도형을 나타낸다. 또한 그림 7에서는 일정한 범위(공구가 완전히 다물어진 상태에서 완전히 벌어진 상태까지의 범위) 내에서 변형된 형태를 보이는 렌치, 룽노즈 및 니퍼의 영상을 보여준다. 이렇게 취득한 영상들을 평행이동(translation), 회전(rotation), 확대·축소(scaling) 등의 유사 변환시킨 물체와의 매칭 결과를 토대로 하여 제안한 알고리즘의 유효성을 확인하였다. 또한 일정한 범위 내에서 변형의 자유도를 주어 자세를 다르게 한 공구들로부터 취득한 영상들의 매칭 여부도

확인하였다.

1. 유사 변환된 도형의 인식

그림 4에는 타원, X자형 도형 및 뿔자형 도형과 그들의 유사 변환된 영상들을 보이고 있다. 표 1을 보면 유사 변환된 형상이라 하더라도 CDT의 빈도수에 따른 1차원 함수의 상관 계수에 따라 형상을 분류 및 인식할 수 있게 된다. 그림 5는 타원(ellipse)과 뿔자형 도형(yo)의 CDT 분포를 보이고 있으며, 그림 6은 X자형 도형(ex)과 회전·축소된 X자형 도형(ex_rx)의 CDT 분포를 나타낸 것이다. 이들 그래프에서 x축은 CDT 값을, y축은 골격점의 개수를 나타낸다. 그림 5에서는 두 도형이 전혀 상이한 분포를 이루고 있으며, 그림 6에서는 두 도형이 유사한 분포를 이루고 있음을 알 수 있다. 이들 그래프를 통해 각 도형은 쉽게 구별될 수 있음을 알 수 있다. 이러한 방법은 상관 관계를 이용한 통계학적인 인식 방법이라 하겠다. 또한 표 2에서는 인식에 이용될 다른 파라미터들을 보이고 있다. 특히 골격점의 개수(np)를 반복 회수(ni)로 나눈 값 (np/ni)은 이심율과 유사한 값이 되어 상관 계수 다음의 중요도를 지니는 매칭 파라미터로 이용된다. 골격점의 개수를 반복 회수로 나눈 값(np/ni)이 타원에서는 이심율과 유사하게 작은 값을 가지며 X자형 도형이나 뿔자형 도형에서는 타원보다는 상대적으로 큰 값을 가지는 것을 알 수 있다.

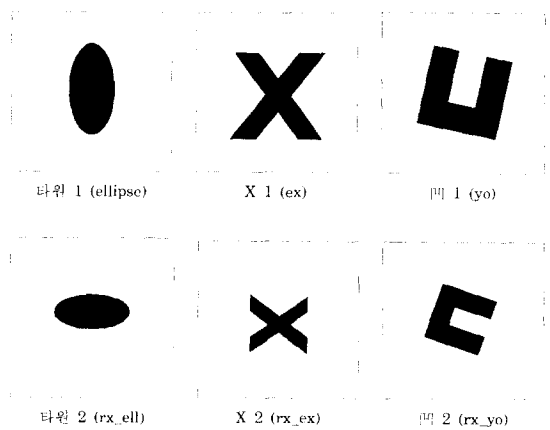


그림 4. 실험에 사용된 도형 영상
Fig. 4. Mark images used in experiments.

2. 변형의 자유도가 있는 공구의 인식

그림 7의 공구 영상들은 일정한 범위 내에서 움직임이 있는 공구들을 촬영한 것이다. 표 3에서 각 공구들

의 골격 영상에서 구한 CDT의 빈도수에 따라 구한 상관 계수를 보여 주고 있다.

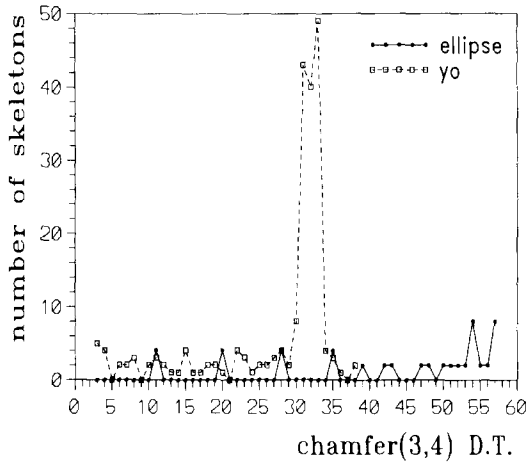


그림 5. 도형 영상(타원, 뾰족 도형)의 CDT 분포
Fig. 5. CDT distribution of mark image (ellipse, 凹 shaped mark).

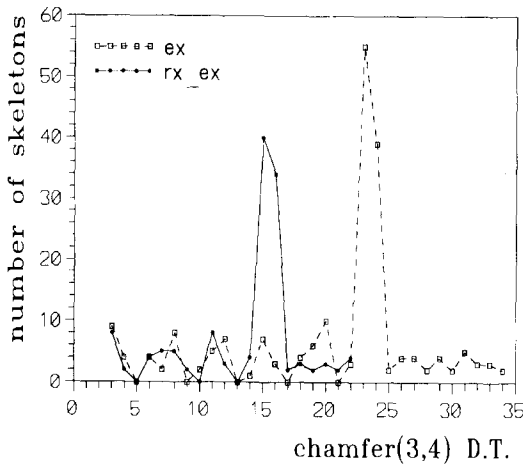


그림 6. 도형 영상(X자형 도형)의 CDT 분포
Fig. 6. CDT distribution of mark image (X shaped mark).

그림 8에서 볼 수 있듯이 같은 공구인 니퍼(stripper) 영상은 그 변형(움직임)의 정도가 크다 하더라도 CDT의 분포가 상당히 유사한 분포를 보이고 있는 반면에 다른 공구인 렌치(wrench) 영상의 CDT 분포와는 상이한 분포를 보이고 있어 쉽게 구분될 수 있다. 또한 표 3에서 볼 수 있는 것처럼 롱노즈나 니퍼는 그 골격의 분포가 상당히 유사하여 상관 계수도 그만큼 크다는 것을 알 수 있다.

표 1. CDT 빈도수에 따른 상관 계수 (도형 영상)

Table 1. Correlation coefficients from CDT distribution (mark images).

	1) 타원	2) 타원 (회,축)	3) X	4) X (회,축)	5) 凹	6) 凹 (회,축)
1)	1.000	.547	-.130	-.083	-.046	-.065
2)	.547	1.000	-.090	-.053	.035	-.010
3)	-.130	-.090	1.000	.945	-.078	-.022
4)	-.083	-.053	.945	1.000	-.069	-.057
5)	-.046	.035	-.078	-.069	1.000	.537
6)	-.065	-.010	-.022	-.057	.537	1.000

표 2. 골격점에서 구한 인식을 위한 파라미터 (도형 영상)

Table 2. Parameters for object recognition (mark images).

	CDT합	골격수 (np)	반복회수 (ni)	np/ni	꼭지점수
1)	2336	54	19	2.84	0
2)	1502	46	14	3.29	0
3)	4036	200	12	16.67	4
4)	1789	131	8	16.38	4
5)	5729	207	14	14.79	6
6)	2741	137	11	12.45	6

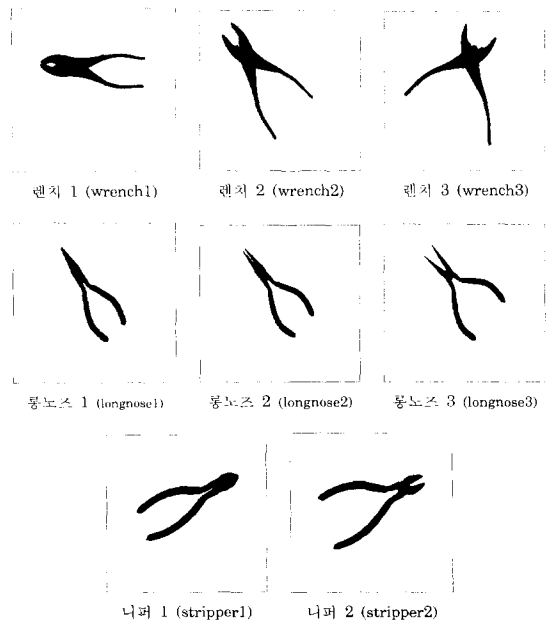


그림 7. 실험에 사용된 공구 영상
Fig. 7. Tool images used in experiments.

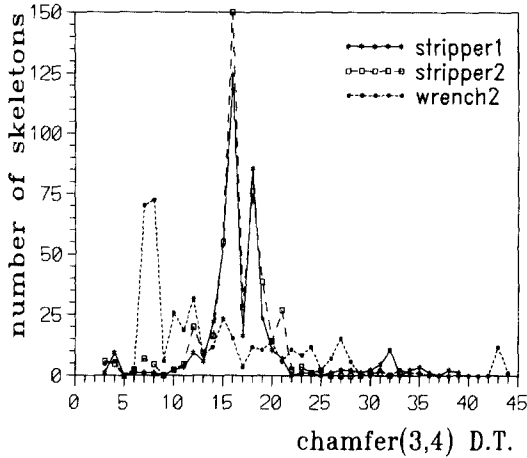


그림 8. 공구(렌치, 니퍼) 영상의 CDT 분포
Fig. 8. CDT distribution of tool images (wrench, stripper).

표 3. CDT 빈도수에 따른 상관 계수 (공구 영상)

Table 3. Correlation coefficients from CDT distribution (tool images).

	1)	2)	3)	4)	5)	6)	7)	8)
1)	1.000	.731	.763	-.116	-.087	-.089	-.095	.032
2)	.731	1.000	.826	-.081	-.080	-.059	-.033	.000
3)	.763	.826	1.000	-.045	-.006	-.009	-.087	.086
4)	-.116	-.081	-.045	1.000	.875	.891	.429	.233
5)	-.087	-.080	-.006	.875	1.000	.890	.476	.316
6)	-.089	-.059	-.009	.891	.890	1.000	.525	.313
7)	-.095	-.033	-.087	.429	.476	.525	1.000	.949
8)	.032	.000	.086	.233	.316	.313	.949	1.000

표 4. 골격점에서 구한 인식을 위한 파라미터 (공구 영상)

Table 4. Parameters for object recognition (tool images).

	CDT합	골격수 (np)	반복회수 (ni)	np/ni	꼭지점수
1)	6387	362	17	21.29	3
2)	5178	361	21	17.19	4
3)	5822	410	22	18.64	4
4)	4086	305	15	30.50	3
5)	4128	347	10	34.70	9
6)	3773	334	12	27.83	9
7)	5984	334	14	23.86	2
8)	6168	355	15	23.67	1

따라서 상관 계수와 함께 표 4에서 열거된 파라미터 등이 분류 및 인식에 이용된다. 이러한 경우에는 골격점의 개수(np)를 반복 회수(ni)로 나눈 값(np/ni)과 CDT의 합(sum)을 골격점의 개수로 나눈 값(sum/np)이 이용될 수 있다. CDT의 합을 골격점의 개수로 나눈 값(sum/np)은 공구의 두께가 룡노즈보다는 상대적으로 굵은 니퍼가 더 큰 값이 될 것이기 때문이다. 룡노즈 영상에서는 CDT의 합을 골격점의 개수로 나눈 값이 11.30~13.40인 반면, 니퍼 영상에서는 17.37~17.92가 된다. 또한 골격점의 개수를 반복 회수로 나눈 값(np/ni)은 니퍼 영상에서는 23.67~23.86의 값을 가지며, 룡노즈 영상에서는 27.83~34.70의 값을 가진다.

V. 결 론

기존의 2차원 물체 인식 방법은 주로 윤곽선으로부터 추출한 특징들인 곡률, 길이 및 방향 벡터 등을 이용하거나 다각선 근사화한 후 구한 특징점을 불변 특징으로 이용하였다. 윤곽선으로부터 추출한 특징들을 물체의 인식 등에 이용하는 경우 윤곽선의 변화가 많으면 특징들이 일정하게 추출될 수 없어 효과적인 방법이라 할 수 없다. 또한 일정한 범위 내에서 변형의 자유도가 주어지는 물체의 인식에서는 윤곽선보다는 골격을 이용하는 것이 더 좋은 방법이 될 수 있다. 따라서 수리형태학을 이용해 구해진 골격에 CDT 값을 부가시킴으로써 더 많은 불변 특징량으로 이용할 수 있다. 수리형태학을 이용해 골격을 구하는 경우 구성소 원점의 위치에 따라 각기 다른 골격을 구할 수 있으며, 각기 다른 CDT 값도 구할 수 있어 다양한 모델 베이스로 구축된다. CDT의 빈도에 따른 상관 계수 및 이심률 등은 매칭에 결정적으로 이용될 수 있음이 실험 결과를 통해 확인되었다. 앞으로 매칭에 이용될 불변 특징량이 더 추가될 수 있을 것이며, 그 경우 신뢰성이 더 높아질 것으로 여겨진다. 본 알고리즘을 이용한 검출된 2차원 물체의 인식에 관한 연구가 계속 이어질 것이다.

참 고 문 헌

[1] 서용덕, 홍기상, "불변 특징값을 이용하는 모델 기반 2차원 물체 인식," 제6회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 논문집, vol. 6, pp. 159-164,

- Patt. Anal. Machine Intell.*, vol. 15, no. 2, pp. 136-144, Feb. 1993.
- [3] A. Goshtasby and G. C. Stockman, "Point Pattern Matching Using Convex Hull Edges," *IEEE Trans. Syst., Man Cybern.*, vol. SMC-15, no. 5, pp. 631-637, Sep./Oct. 1985.
- [4] H. Ogawa, "Labeled Point Pattern Matching by Fuzzy Relaxation," *Pattern Recognition*, vol. 17, no. 5, pp. 569-573, May 1984.
- [5] L. Ji and J. Piper, "Fast Homotopy - Preserving Skeletons Using Mathematical Morphology," *IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell.*, vol. 14, no. 6, pp. 653-664, Jun. 1992.
- [6] F. Meyer, "Skeletons and Watershed Lines in Digital Spaces," *Proc. SPIE Image Algebra and Morphological Image Processing*, vol. 1350, pp. 171-182, San Diego CA., Jul. 1990.
- [7] P. Maragos and R. W. Schafer, "Morphological Skeleton Representation and Coding of Binary Images," *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Processing*, vol. ASSP-34, no. 5, pp. 1228-1244, Oct. 1986.
- [8] X. Wang and G. Bertrand, "Some Sequential Algorithms for a Generalized Distance Transformation Based on Minkowski Operations," *IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-14, no. 11, pp. 1114-1121, Nov. 1992.
- [9] P. E. Trahanias, "Binary Shape Recognition Using The Morphological Skeleton Transform," *Pattern Recognition*, vol. 25, no. 11, pp. 1277-1288, Nov. 1992.
- [10] G. Borgefors, "Distance Transforms in Digital Images," *Comput. Graphics Image Processing*, vol. 34, pp. 344-371, Apr. 1986.
- [11] J. S. Kwon, J. H. Choi and J. S. Choi, "2-D Object Recognition Using Chamfer Distance Transform on Morphological Skeleton", *Proc. SPIE Visual Communications and Image Processing '95*, Taipei, Taiwan China, vol. 2501, pp. 1750-1761, May 1995.
- [12] G. Matheron, *Random Sets and Integral Geometry*, Wiley, New York, 1975.
- [13] J. Serra, *Image Analysis and Mathematical Morphology*, Academic Press, London, 1982.
- [14] S. R. Sternberg, "Grayscale morphology," *Comput. Graphics Image Process.* vol. 35, pp. 333-355, Jul. 1986.
- [15] R. M. Haralick, S. R. Sternberg, and X. Zhuang, "Image Analysis Using Mathematical Morphology," *IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell.*, vol. 9, no. 4, pp. 532-550, Jul. 1987.
- [16] G. Borgefors, "Distance Transforms in Arbitrary Dimensions," *Comput. Graphics Image Processing*, vol. 27, pp. 321-345, Jul. 1984.
- [17] W. K. Pratt, *Digital Image Processing*, John Wiley & Sons Inc., New York, 1991.
- [18] E. O. Brigham, *The Fast Fourier Transform*, Prentice-Hall Inc., Englewood Cliffs NJ., 1974.

저자 소개



權俊植(正會員)

1959년 12월 17일생. 1984년 8월 중앙대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1986년 8월 중앙대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학 석사). 1991년 9월 ~ 1995년 2월 중앙대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학 박사). 1986년 10월 ~ 1987년 10월 현대전자 근무. 1987년 10월 ~ 1991년 8월 금성통신(현 LG 전자) 근무. 1995년 3월 ~ 현재 세명대학교 전기전자공학부 전임강사. 주관심 분야는 수리형태학, 패턴 인식, 영상 처리, 의용공학 등임

崔宗秀(正會員) 第28卷 B編 第5號 參照

현재 중앙대학교 전자공학과 교수