

論文99-36S-9-8

형태론적 다중모드 2진 형상분해 알고리즘

(Algorithm of Morphological Multimode Binary Shape Decomposition)

崔 鍾 鎬 *

(Jong Ho Choi)

요 약

본 논문에서는 패턴인식과 영상압축을 목적으로 2-D 영상내에 포함되어 있는 물체들의 복잡한 형상을 형태론적 연산을 이용하여 단순한 원시형상 요소들로 분해하는 방법에 관해 연구하였다. 기존의 형태론적 형상 분해 알고리즘에서 가장 큰 문제점은 형상을 표현하고 기술하는데 필요한 원시형상 요소의 수가 너무 많이 생성된다는 것이다.

본 연구에서는 이러한 문제점을 개선하기 위하여 형상의 기하학적인 특징과 가장 유사한 원시형상 요소와 4개의 스캔모드를 사용하는 형상분해법을 새롭게 제안하였다. 제안된 알고리즘은 4개의 스캔모드를 사용해서 원판, 정사각형, 마름모 꼴 등으로 구성되는 원시형상 요소를 추출하는 방법이다.

이와 같은 알고리즘은 기술 오차를 줄이면서 원시형상 요소의 수를 줄여 기술효율을 높일 수 있는 방법으로 최소의 중복성을 보장할 수 있으며, 알고리즘이 단순하고 계산시간이 감소한다는 특징이 있다.

Abstract

In this paper, a shape decomposition method using morphological operations is studied for decomposing the complex shape in 2-D image into its simple primitive elements. The serious drawback of conventional shape representation algorithm is that primitive elements are extracted too much to represent and to describe the shape.

To solve these problems, a new shape decomposition algorithm using primitive elements that are similar to the geometrical characteristics of shape and 4 scan modes is proposed in this study. The multiple primitive elements as circle, square, and rhombus are extracted by using multiscan modes in a new algorithm.

This algorithm have the characteristics that description error and number of primitive elements is reduced. Then, description efficiency is improved. The procedures is also simple and the processing time is reduced.

I. 서 론

영상해석을 위한 기존의 접근 방식에서는 일반적으

로 선형 필터링 기술이 널리 적용되어 왔다. 그러나 선형 필터링 기술은 영상의 왜곡을 수반하게 된다. 이에 관련된 문제의 해결방법으로 기하학적 집합 이론에 근거하고 있는 수학적 형태론^[1,2](Mathematical Morphology)을 적용하는 것을 생각할 수 있다. 화소 사이의 논리적 연산에 근거하고 있는 수학적 형태론에서는 형태론적 논리연산으로 구성되는 유용한 영상처리 기술들이 다양한 형태로 개발되고 있다. 수학적 형태론은 영상내의

* 正會員, 江南大學校 産業·電算·電子工學部
(School of Industrial Engineering, Computer Science and Electronic Engineering, Kangnam Univ.)

接受日字: 1999年3月18日, 수정완료일: 1999年7月24日

기하학적 특성을 정량화하고자 하는 집합 이론적 접근 방식으로 미리 정의된 모양의 패턴을 가지고 영상을 변환·해석하고자 하는 방법이다. 이 이론은 영상내에 존재하는 형상의 기하학적인 구조를 정량화할 수 있다는 특징 때문에 지난 20여년 동안 영상처리와 패턴인식 등의 분야에서 널리 응용되고 있으며, 실용화에 가장 가까운 기술로 각광받고 있다.

이러한 관점에서 본 연구에서는 수학적 형태론을 이용한 영상분해법에 관해 연구하였다. 2-D 영상내에 포함되어 있는 물체들의 복잡한 형상을 단순한 원시형상 요소들로 분해하여 이들을 계층적으로 표현하고 기술하는 것은 인간의 시각적인 인식의 기본단계이다. 형상 표현 및 기술을 위한 영상분해^[3,4]에 관해서는 패턴인식의 분야에서 이미 상당한 연구가 진행되어 왔으나, 기존의 알고리즘은 복잡한 형상을 대상으로 하거나 또는 형상 전체를 분해하는 경우 형상을 표현하고 기술하는데 요구되는 원시형상 요소의 수가 급격히 증가한다는 단점이 있다. 이것은 영상분해 과정에서 얻은 원시형상 요소를 원래의 영상에서 제거하는 과정이 많아질수록 원래의 형상은 불규칙한 화소 군들로 변화되기 때문이다. 이러한 단점은 영상기술 효율의 측면에서 상당한 문제점으로 지적되고 있다. 따라서 본 연구에서는 형상을 연속적으로 침식 연산한 다음 그 결과를 다시 확장 연산하는 방법 대신에 각각 최상최하, 최상최우, 최하최좌, 최하최우로부터 시작되는 4개의 스캔모드에서 팽창 연산만을 수행하여 원시형상 요소를 추출하는 방법을 제안하였다.

한편, 기존의 알고리즘에서는 영상 파라미터로 사용되는 원 구성소(Structuring Element), 정사각형 구성소, Rhombus 구성소 중에서 1개만을 선택하여 형상을 분해하고 있다. 그러나 형상의 기하학적인 특징과 유사하지 않은 구성소를 사용하면 기술효율이 떨어지고 기술오차가 증가한다. 따라서 본 연구에서는 각각의 구성소를 영상내에서 평행이동시키면서 구성소에 설정된 정합점이 화소값이 1인 부분에 위치하면, 구성소를 4근방, 8근방, 4근방-8근방으로 팽창연산하면서 각각의 구성소에 해당하는 최대의 원시형상 요소를 추출한 다음, 그 중에서 면적 즉 화소수가 가장 많은 것을 선택하였다.

본 연구에서 제안된 방식을 적용하면 복잡한 형상을 갖는 영상의 경우에 특히 그 기술효율이 향상되고 기술오차가 감소하는 것을 실험을 통하여 확인하였다. 제안된 방법은 형상의 기술오차를 줄이고 원시형상 요소

의 수를 줄여 기술효율을 높일 수 있는 방법으로 최소의 중복성을 보장할 수 있으며, 알고리즘이 단순하다는 특징이 있다.

II. 수학적 형태론

집합론에 근거하고 있는 수학적 형태론은 미리 정의된 모양의 패턴을 사용하여 영상을 해석하고자 하는 방법으로, 영상에서 물체에 대한 기하학적인 구조 즉 물체의 형태와 크기 및 대비 등과 같은 다양한 특징을 추출할 수 있으므로 영상해석의 분야에서 널리 사용되고 있다.

이진영상의 형태론적 해석에서 영상은 2-D 유클리드 공간 $Z \times Z$ 의 부분집합으로 정의된다. 영상 $A \subseteq Z \times Z$ 와 화소 $u \in Z \times Z$ 에 대하여 u 에 의한 A 의 평행이동(Translation)은 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$(A)u = \{a + u \mid a \in A\} \quad (1)$$

수학적 형태론에서 사용되고 있는 형태론적 연산의 기본은 확장(Dilation)연산과 침식연산(erosion)으로 다음과 같이 정의된다^[1].

$$A \oplus B = \bigcup_{b \in B} (A)_b \quad (2)$$

$$A \ominus B = \bigcap_{b \in B} (A)_b \quad (3)$$

여기서 \oplus 와 \ominus 는 각각 확장과 침식 연산자이다.

확장연산에서는 다음과 같은 교환법칙과 결합법칙이 성립하며, 침식연산과는 쌍대의 관계에 있다.

$$A \oplus B = B \oplus A, A \oplus (B \oplus C) = (A \oplus B) \oplus C \quad (4)$$

$$A \oplus B = (A^c \ominus K)^c \quad (5)$$

여기서 A^c 는 A 의 집합론적 보수(Complement)를 의미한다.

$A \oplus B$ 와 $A \ominus B$ 에서 A 는 해석 대상이 되는 영상을 의미하며, B 는 연산에 사용되는 영상 파라미터로서 일반적으로 구성소(Structuring Element)라 불린다. 이러한 확장연산과 침식연산은 영상처리의 분야에

서 다양한 형태로 결합되어 사용되는데, 이의 대표적인 예가 열기(opening)연산과 닫기(closing)연산이다. 열기 연산과 닫기연산은 각각 다음과 같이 정의된다^[1].

$$A \circ B = (A \oplus B) \ominus B \quad (6)$$

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (7)$$

여기서 \circ 와 \bullet 는 각각 열림과 닫힘 연산자이다. 기하학적으로 열기연산과 닫기연산은 쌍대의 관계에 있다.

이상에서 기술한 형태론적 기본연산에서 확장연산은 영상 패턴을 확장시키는 연산인 반면에, 침식연산은 영상패턴을 축소시키는 연산이다. 그리고 열기연산은 날카로운 돌출 부분을 억압하고 좁은 영상 패턴을 삭제하는 연산인 반면에, 닫기연산은 작은 틈과 구멍을 채우는 연산이다. 이러한 사실로부터 확장연산은 침식연산과, 그리고 열기연산은 닫기연산과 쌍대의 관계에 있다는 것을 알 수 있다.

III. 형상분해

1. 전처리

본 연구에서 제안한 형태론적 형상분해 알고리즘은 크게 4개의 과정으로 구분되는데, 그 첫 번째 과정은 영상분할 알고리즘을 적용하여 배경과 형상을 분할한 다음 다치영상을 2진영상으로 변환해서 잡음을 제거하는 전처리 과정이다.

형태론적 영상분할 알고리즘은 동적 문턱치처리(Dynamic Thresholding)와 배경제거(Background Subtraction)^[6]에 근거한다. 그 기본원리는 주위보다 더 밝거나 혹은 어두운 형상들을 제거하여 배경을 얻고, 이를 원영상에서 분리하고자 하는 것이다. 형상분해의 대상이 되는 영상에서 형상은 배경보다 어둡거나 혹은 밝게 표현된다. 그러므로 형상영역의 그레이레벨의 최대값과 최소값을 결정하면 배경영역에 대응되는 영상을 얻을 수 있다.

지형적 구조에서 열기연산은 뾰족한 봉우리 형상을 부드럽게 하는 연산특성을 갖고, 닫기연산은 좁고 골이 깊은 골짜기를 제거하는 연산 특성을 갖는다. 이와 같은 특성 때문에 대상 영상을 2-D 구성소로 열기연산하면 피크 부분이 잘려 나가게 되고, 닫기연산하면 영상 내에 존재하는 골짜기 부분이 소멸되게 된다. 그러

므로 열기연산과 닫기연산을 수행하여 피크(peak)와 계곡(valley)에 해당하는 그레이레벨을 결정한 후에, 그에 대응되는 배경영상을 원영상에서 제거하면 형상영역만을 얻을 수 있다.

이상에서 서술한 연산과정은 다음과 같이 정의되는 Top-Hat^[6] 변환을 적용하여 수행된다.

$$\text{Peak}(f) = f - (f \circ B) \quad (8)$$

$$\text{Valley}(f) = (f \bullet B) - f \quad (9)$$

위의 과정에 의해 배경이 제거된 영상으로 부터 2진 영상을 얻는 과정은 식 (10)으로 표현되는 문턱치 처리로 수행한다. 형상분해의 대상이 되는 영상에서는 배경과 형상의 그레이레벨의 차이가 비교적 큰 경우이므로 문턱치값은 히스토그램의 쌍봉성을 이용하여 결정한다.

$$f_i(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{for } f(i, j) \geq t \\ 0 & \text{for } f(i, j) < t \end{cases} \quad (10)$$

여기서 t 는 문턱치값이다.

열기연산은 대상물체의 외부에 존재하는 날카로운 모서리 부분을 부드럽게 하고 구성소보다 작은 물체를 삭제하는 필터의 성질을 갖고 있다. 그리고 닫기연산은 협곡모양의 물체에 나타나는 작은 구멍을 제거하는 성질을 갖고 있다. 이로부터 열기연산과 닫기연산은 각각 양의 잡음성분과 음의 잡음성분의 제거를 위한 필터로 사용할 수 있다는 것을 알 수 있다.

위에서 검토한 사실로부터 영상내에 존재하는 불규칙 잡음을 제거하는 저역통과 필터는 다음의 식으로 표현된다.

$$f_{lp}(m, n) = f(m, n) \circ B_1(m, n) \bullet B_1(m, n) \circ B_2(m, n) \bullet B_2(m, n) \dots \quad (11)$$

여기서 B_1 과 B_2 는 각각 반경이 1과 2인 원 구성소(Structuring Element)이다.

2. 다중모드 형상분해

형상분해는 형상 X 를 여러개의 원시형상 요소 $X = \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_n\}$ 들로 분해하고자 하는 것으로 이의 수학적 표현은 다음과 같다.

$$X = \bigcup_{i=1}^n X_i, \quad X_i \in G(R^2) \quad (12)$$

여기서 $G(R^2)$ 은 2-D 유클리드 공간 R 에서 정의되는 2-D 개집합(Open Set)이다.

형태론적 형상분해에서 원시형상 요소는 다음과 같은 형태론적 연산을 수행하여 얻을 수 있다^[3].

$$X_i = X_{n_i} B = (X \ominus n_i B^*) \oplus n_i B \quad (13)$$

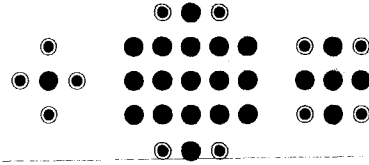
여기서 B 는 구성소이고, n_i 는 구성소의 크기이며, \oplus 와 \ominus 는 각각 확장과 침식 연산자이다. 그리고 B^* 는 원점에 대한 B 의 반전(Reflection)이다. 식 (13)은 형상이 점 또는 선으로 축소될 때까지 형상 X 를 B 로 침식 연산한 결과를 침식 연산한 횟수만큼 확장 연산하면 원시형상 요소를 얻을 수 있다는 것을 의미한다.

이상에서 서술한 기존의 알고리즘은 복잡한 형상을 대상으로 하거나 또는 형상 전체를 분해하는 경우에는 형상을 표현하고 기술하는데 요구되는 원시형상 요소의 수가 급격히 증가한다는 단점이 있다. 이것은 형상 분해 과정에서 얻은 원시형상 요소를 원래의 형상에서 제거하는 과정이 많을수록 원래의 형상은 불규칙한 화소군들로 변화되기 때문이다. 따라서 이러한 문제의 해결방법으로 본 연구에서는 다중모드 형상표현 방법을 제안하였다.

제안된 방법은 형상을 연속적으로 침식 연산한 다음 그 결과를 다시 확장 연산하는 방법 대신에 각각의 구성소를 영상내에서 평행이동시키면서 구성소에 설정된 정합점이 화소값이 1인 부분에 위치하면, 구성소를 4근방, 8근방, 4근방-8근방으로 팽창연산하면서 각각의 구성소에 해당하는 최대의 원시형상 요소를 추출한 다음, 그 중에서 면적 즉 화소수가 가장 많은 것을 선택하는 방법이다.

형상분해에서 형상에 설정되는 점은 대상형상을 연속적으로 침식 연산한 결과들 중에서 1개의 화소를 선택하는 중심점이다. 형상의 중심점에서 추출된 원시형상 요소를 원형상에서 제거한 다음 다시 중심점을 선택하고 형상을 추출하는 과정을 반복하는 방법에서는 원시형상 요소가 증가하게 된다. 따라서 본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 그림 1에 나타낸 바와 같이 각각의 구성소에 4개의 정합점을 지정하였다.

여기서 각각의 구성소에 4개의 정합점을 선택한다는 것은 각각 서로 다른 스캔방식^[7]으로 원시형상 요소를 추출한다는 것을 의미한다.

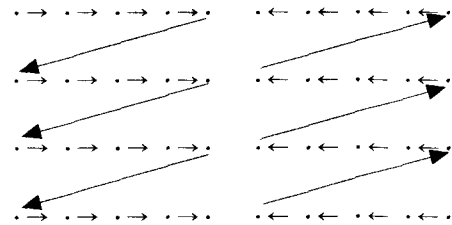


● : Matching Point(M_p)

그림 1. 구성소에 설정되는 정합점

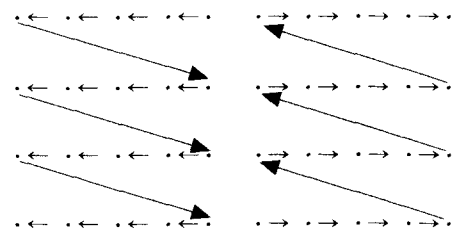
Fig. 1. Matching point of structuring element.

각각의 스캔모드에서 원시형상 요소를 추출하는 과정은 다음과 같다. 먼저 구성소 B 를 그림 2에 나타낸 각각의 스캔모드에 따라 영상내에서 평행이동시켜 정합점 M_p 가 영상내의 화소값이 1인 점에 위치하면, 구성소를 4근방, 8근방, 4근방-8근방으로 팽창연산하면서 형상에 내접하는 최대의 원시형상 요소를 추출한다. 이와 같은 방법으로 추출된 원시형상 요소를 원래의 형상에서 제거한 부분에 해당하는 화소를 대상으로 구성소의 평행이동과 팽창연산을 계속하면서 새로운 원시형상 요소를 추출한다. 이러한 과정은 각각의 스캔모드에서 또다시 반복적으로 수행된다.



(a) Scan Mode 1

(b) Scan Mode 2



(c) Scan Mode 3

(d) Scan Mode 4

그림 2. 스캔모드

Fig. 2. Scan mode.

기존의 알고리즘에서는 영상 파라미터로 사용되는 원 구성소, 정사각형 구성소, rhombus 구성소 중에서 1개만을 선택하여 형상을 분해하고 있다. 그러나 형상의 기하학적인 특징과 유사하지 않은 구성소를 사용하면 기술효율이 떨어지고 기술오차가 증가한다. 따라서 본 연구에서는 시각적인 인식의 기본단계에서 사용되는 원시영상 요소들을 얻기 위하여 원, 정사각형, rhombus 구성소 모두를 사용하였다. 이러한 것들 중에서 형상분해에 사용될 구성소를 선택하는 기준은 형상에 내접하는 면적의 크기이다.

구성소 선택의 첫 번째 과정은 식 (14)로 표현되는 팽창(Expansion)연산을 수행하는 처리이다.

$$g_{ij} = \begin{cases} 1 & (i, j) \text{나 } 4\text{근방 (4근방 혹은 8근방)} \\ & \text{의 화소가 1인 경우} \\ \text{for} & \\ 0 & (i, j) \text{가 0이고 } 4\text{근방 (4근방 혹은 8근방)} \\ & \text{의 화소가 0인 경우} \end{cases} \quad (14)$$

구성소 선택의 두 번째 과정은 팽창된 결과들 중에서 면적이 가장 큰 원시영상 요소를 추출하고 그에 대응되는 구성소를 선택하는 처리이다. 4근방과 8근방으로 1층분씩 증가시키는 팽창연산을 수행한 결과의 형상함수는 각각 rhombus와 정사각형 구성소의 형상함수에 대응된다. 그리고 4근방-8근방으로의 팽창연산 결과는 원 구성소에 대응되는 형상함수와 같다. 이러한 사실에 근거하여 본 연구에서는 각각의 스캔모드에서 1층분씩 팽창시키는 과정을 수행하면서 얻은 내접 원, 정사각형, 마름모 중에서 영역의 면적 즉 화소수가 가장 많은 것을 선택하고, 이에 대응되는 구성소를 사용하여 형상분해를 수행하였다.

IV. 실험 및 검토

CCD Video Color Module(XC-57,SONY)과 개인용 컴퓨터에 내장된 Frame Grabber를 사용하여 화소수가 256×256이고, 해상도가 8비트인 손사인 영상을 취득하여 제안된 알고리즘의 유효성을 확인했다. 실험영상을 그림 3에 나타냈다.

1. 전처리

형상분해의 대상이 되는 형상과 배경은 형상크기와 그레이레벨의 차에 의해서 구분된다. 본 연구에서 대상으로 하고 있는 영상에서는 배경에 해당하는 형상들이

형상분해의 대상이 되는 형상보다 작은 경우이므로, 열기연산을 적용하여 형상분해의 대상이 되는 형상만으로 구성된 영상을 얻었다. 11×11원 구성소를 사용하여 열기연산한 결과를 그림 4에 나타냈다.

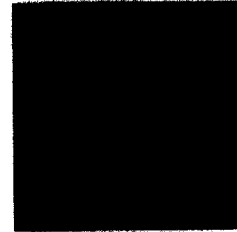


그림 3. 실험 영상
Fig. 3. Experimental image.



그림 4. 배경제거 영상
Fig. 4. Background subtracted image.

본 연구에서는 2진영상만을 대상으로 하고 있기 때문에 정량적인 해석을 목적으로 하는 처리와는 달리 원영상의 값으로 대체시키는 처리를 수행하지 않았다. 본 연구에서 대상으로 하고 있는 영상에서는 배경과 형상의 그레이레벨의 차가 비교적 큰 경우이므로 히스토그램의 쌍봉성을 이용하면 문턱치 값을 쉽게 결정할 수 있다. 배경이 제거된 영상의 히스토그램과 문턱치 처리하여 얻은 2진영상을 그림 5에 나타냈다.

2진영상에 나타나는 잡음을 제거하기 위해 3×3 원 구성소를 사용하여 열기연산한 결과를 닫기연산한 후에, 다시 5×5 원 구성소를 사용하여 열기연산과 닫기연산을 순차적으로 수행하였다. 그 결과를 그림 6에 나타냈다.



그림 5. 이진영상
Fig. 5. Binary image.

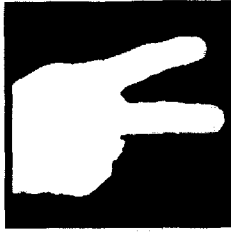


그림 6. 잡음제거 영상

Fig. 6. Noise removal image.

2. 형상분해

먼저, 비교 데이터를 산출할 목적으로 기존의 알고리즘을 적용하여 5×5 원 구성소와 3×3 정사각형 구성소 각각을 사용하여 형상을 분해하였다. 형상이 점 또는 선으로 축소될 때까지 형상 X 를 각각의 구성소로 침식연산한 결과를 침식연산한 횟수만큼 확장연산하여 원시형상 요소들을 얻는 처리를 $X - X'_{i-1}$ 에 대해서 반복적으로 수행하였다.

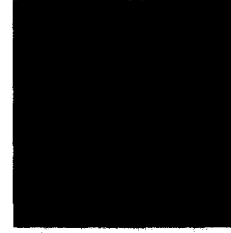
5×5 원 구성소와 3×3 정사각형 구성소를 사용하여 얻은 형상의 원시형상 요소들 중에서 가장 큰 5개의 원시형상 요소만을 재구성하여 각각 그림 7(a)와 그림 8(a)에 각각 나타냈다. 그리고 모든 원시형상 요소들을 재구성하여 각각 그림 7(b)와 그림 8(b)에 각각 나타냈다.



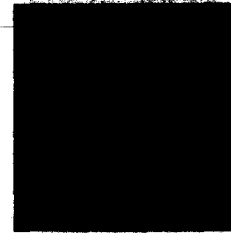
(a) 5 Primitive Elements



(b) All Primitive Elements

그림 7. 5×5 원구성소를 사용한 형상분해Fig. 7. Shape decomposition using a 5×5 circle structuring element.

(a) 5 Primitive Elements



(b) All Primitive Elements

그림 8. 3×3 원구성소를 사용한 형상분해Fig. 8. Shape decomposition using a 3×3 square structuring element.

형상분해에 의한 패턴인식에서 사용되는 원시형상 요소의 수는 제한적이어야 한다. 물론 형상분해 과정에서 얻은 모든 원시형상 요소를 사용하여 패턴인식을 수행할 수도 있다. 그러나 원시형상 요소의 수가 많아질수록 인식시간이 너무 길어진다는 문제점이 있다. 형상의 복잡도에 따라 인식에 사용되는 원시형상 요소의 수도 증가하지만 결과적으로는 제한된 수의 원시형상 요소를 사용하여 패턴인식을 수행할 수밖에 없다. 패턴 인식에 필요한 제한된 수의 원시형상 요소만을 얻는 경우에는 기존의 형상분해 알고리즘이 효율적일 수도 있다. 그러나 대부분의 응용분야에서는 패턴이 일치하는 형상을 포함하는 영상 그 자체를 다시 복원하는 것이 요구된다. 영상복원에 필요한 모든 원시형상 요소를 대상으로 영상을 기술할 수도 있지만, 원시형상 요소를 추출하는 과정이 침식연산과 확장연산을 반복적으로 수행하는 과정이므로 그 절차가 복잡하고 처리시간이 너무 길다는 문제점이 있다.

따라서 이러한 문제의 해결방법으로 본 연구에서는 다중모드에 의한 형상분해법을 제안하였다. 제안된 방법은 각각의 구성소에 4개의 정합점을 지정하는 다중스캔 방식을 적용하여 형상의 기술효율을 높이고자 하는 것이다. 5×5 원 구성소 및 3×3 정사각형 구성소와 3×3 rhombus 구성소를 사용하여 형상을 분해하는 경

위의 스캔과정 중에서, 3×3 정사각형 구성소의 경우만을 선택하여 그림 9에 나타냈다.

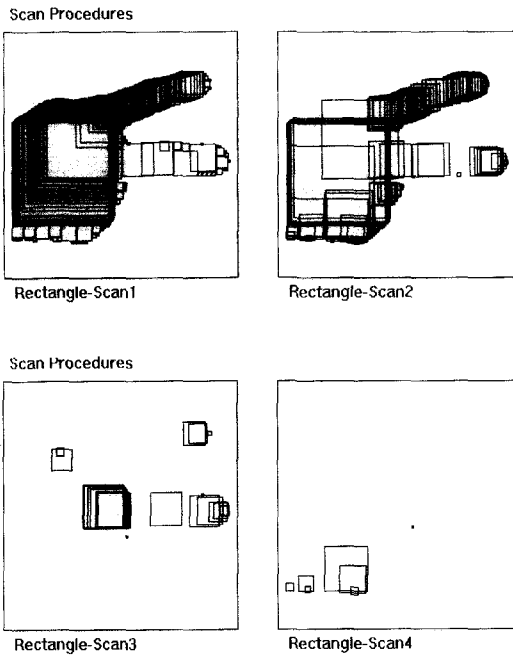


그림 9. 3×3 정사각형 구성소를 사용한 스캔과정
Fig. 9. Scan procedures using a 3×3 square structuring element.

5×5 원 구성소 및 3×3 정사각형 구성소로 다중스캔하여 추출한 원시형상 요소들을 재구성한 결과와 형상기술에 요구되는 데이터량 및 형상기술이 불가능한 데이터량을 각각 그림 10과 11에 나타냈다.

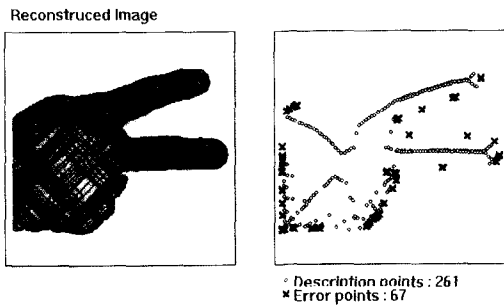


그림 10. 5×5 원 구성소를 사용한 다중스캔 형상분해
Fig. 10. Multiscan shape decomposition using a 5×5 circle structuring element.

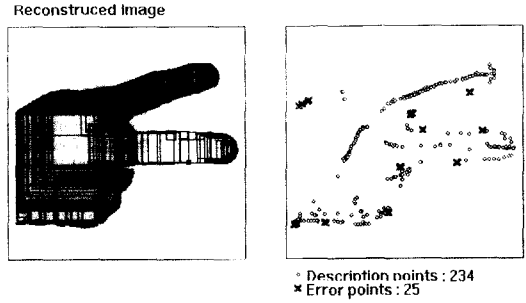


그림 11. 3×3 정사각형 구성소를 사용한 다중스캔 형상분해
Fig. 11. Multiscan shape decomposition using a 3×3 circle structuring element.

한편, 형상의 기하학적인 특징과 유사하지 않은 구성소를 사용하면 기술효율이 떨어지고, 기술오차가 증가한다. 따라서 본 연구에서는 정사각형, rhombus 구성소를 사용해서 다중스캔방식으로 추출한 원시형상 요소들 중에서 면적이 가장 큰 것만을 선택하는 다중모드 형상분해법을 제안하였다. 다중모드 형상분해법에 의한 형상분해 결과를 그림 12에 나타냈다.

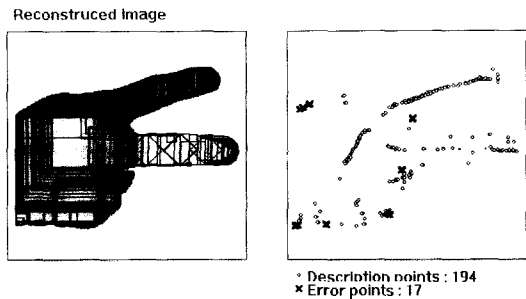


그림 12. 다중모드 형상분해
Fig. 12. Multimode shape decomposition.

기존의 형상분해 알고리즘과 다중모드 방식을 적용한 형상분해 결과를 판단하기 위하여 형상기술에 필요한 총 데이터량을 비교하면 다음과 같다. 기존의 알고리즘을 적용하는 경우, 원 구성소만을 사용하는 형상분해에서 형상기술에 필요한 총 데이터량은 688개의 좌표와 8개의 구성소 크기이며, 정사각형 구성소만을 사용하는 형상분해에서는 형상기술에 필요한 총 데이터량은 478개의 좌표와 15개의 구성소 크기이다. 그리고 다중스캔 방식에서 형상기술에 필요한 총 데이터량은 각각 261개의 좌표와 8개의 구성소 크기 및 234개의

좌표와 15개의 구성소 크기이다. 한편, 본 연구에서 제안한 다중모드 방식에서 영상기술에 필요한 총 데이터량은 194개의 좌표와 8개의 구성소 크기 및 각각의 구성소에 대응되는 원시영상 요소를 구분하는 2개의 비트패턴이다. 이상의 결과로 부터 본 연구에서 제안된 다중모드 영상분해법을 영상분해에 적용하면 기술효율이 향상되고 기술오차가 감소한다는 것을 알 수 있다. 한편, 그림 11과 그림 12에 나타낸 바와 같이 기술오차도 다중모드 방식에서 가장 적다. 표 1에 영상분해를 수행하여 얻은 원시영상 요소들을 기술하는 데 필요한 데이터량과 오차를 나타냈다. 여기서 데이터량은 1화소에 할당되어야 하는 비트 수이다.

표 1. 기술효율
Table 1. Description Efficiency.

Conventional Algorithm		Multiscan Algorithm		Multimode Algorithm	
data (bits/pixel)	error (%)	data (bits/pixel)	error (%)	data (bits/pixel)	error (%)
0.01050	2.04	0.00398	0.102	0.00357	0.038

V. 결 론

본 논문에서는 형상의 기술효율과 직관적인 인지도를 높이고 기술오차를 줄이기 위한 방법으로 패턴인식 및 영상압축에 필요한 원시영상 요소를 4개의 스캔모드와 여러개의 구성소를 사용하여 추출하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 원, 정사각형, rhombus 구성소 중에서 하나만을 선택하여 단일 스캔모드로 형상을 분해하는 기존의 방법과는 달리 형상의 기하학적인 특징과 유사한 구성소를 4개의 스캔모드에서 평행이동하면서 팽창연산을 반복적으로 수행하여 형상을 분해하는 다중모드 방식이다. 본 연구에서 제안된 방법을 영상분해에 적용하면 기술효율이 높고, 그 절차가 단순하며, 동일 데이터량에 대한 기술오차도 가장 적다는 것을 실험을 통해서 확인하였다.

본 논문에서 제안한 방법은 계산시간의 측면에서 기존의 방식보다 유리하나, 다중스캔 방식과 여러개의 구성소를 사용하여 형상의 기하학적인 특징을 고려하면서 형상을 분해하는 방법이므로 침식과 확장연산을 반

복하는 스캔모드와 구성소의 팽창연산을 하나로 결합하여 계산시간을 추가로 감소시키고자 하는 연구가 있어야 할 것으로 판단된다. 이것이 본 연구의 다음 과제이다.

참 고 문 헌

- [1] Serra, J., *Image Analysis and Mathematical Morphology*, Vol. I, Academic Press, New York, 1982.
- [2] Serra, J., "Introduction to Mathematical Morphology," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 35, No. 3, 1986.
- [3] Pitas, I. and Venetsanopoulos, A. N., "Morphological Shape Decomposition," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 12, No. 1, 1990.
- [4] Maragos, P. and Schafer, R.W., "Morphological Skeleton Representation and Coding of Binary Images," *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol. ASSP-34, No. 5, pp. 1228-1244, 1986.
- [5] Skolnick, M.M., "Application of Morphological Transformations to the Analysis of Two-Dimensional Electrophoretic Gels of Biological Materials," *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, Vol. 35, 1986.
- [6] Liren Liu "Morphological Hit or Miss Transform for Binary and Gray Tone Image Processing and Its Optical Implementation," *Optical Engineering*, Vol. 33, No. 10, pp. 3447-3455, 1994.
- [7] Remi Jeannot, Demin Wang and Veronique Haese-Coat, "Binary Image Representation and Coding by a Double-recursive Morphological Algorithm," *Image Communication*, Vol. 8, pp. 241-266, 1996.

저 자 소 개



崔 鐘 鎬(正會員)

1982년 중앙대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1984년 중앙대학교 전자공학과 석사과정 졸업(공학석사).

1987년 중앙대학교 전자공학과 박사과정 졸업(공학박사). 현재 강남대학교 산업·전산·전자공학부 부

교수. 관심분야는 영상정보통신, 패턴인식, 수학적 형태론, 초음파 영상처리.