論文95-32B-8-10

형태론적 패턴인식 시스템의 개발 - 형상함수를 이용한 형태론적 형상분해

(Development of Morphological Pattern Recognition System - Morphological Shape Decomposition using Shape Function)

崔 鍾 鎬 *

(Jong Ho Choi)

요 약

본 연구에서는 패턴인식과 영상압축을 목적으로 형태론적 형상분해법을 제안하였다. 제안된 방식에서는 형상과 기하학적 특성이 가장 유사한 구성소를 미리 선택하고, 선택된 구성소들에 대응되는 원시형상 요소들로 형상을 분해하였다. 또한 영상통신에서 요구되는 계층적 복원을 위하여 다치영상을 8개의 비트평면으로 변환하고, 각각의 비트평면내에 포함된 형상들을 제안된 방법으로 분해하였다. 그리고 제안된 이론의 유효성을 검증하기 위한 실험을 통하여 기술효율의 향상과 기술오차의 감소를 확인하였다.

Abstract

In this paper, a morphological shape decomposition method is proposed for the purpose of pattern recognition and image compression. In the method, a structuring element that geometrical characteristics is more similar to the shape function is preselected. The shape is decomposed into the primitive elements corresponding to the structuring element. A gray scale image also is transformed into 8 bit plane images for the hierarchical reconstruction required in image communication systems. The shape in each bitplane is decomposed to the proposed method. Through the experiment, it is proved that the description error is reduced and the coding efficiency is improved.

Ⅰ. 서 론

2-D 영상내에 포함되어 있는 물체들의 복잡한 형상을 단순한 원시형상 요소들로 분해하여 이들을 계층적으로 표현하는 것은 인간의 시각적인 인식의 기본단계에 대응되는 처리이다. 형상기술을 위한 형상분해에 관해서는 패턴인식의 분야에서 이미 상당한 연구가 진행되어 왔으나, 대부분의 알고리즘들에서는 형상을 구성하는 원시형상 요소(Primitive Element)로 원판이나 혹은 정사각체를 사용하고 있다[1,2,3,4]. 그러나 원판과 정사각체는 점대칭 요소이다. 따라서 형상의 방향특성을 고려한 기술이 불가능하므로 기술효율이 떨어지고 기술오차가 증가하게 된다.

이러한 문제의 해결방법으로 여러개의 원시형상 요

* 正會員, 江南大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Kangnam Univ.)

接受日字: 1995年 3月 4日, 수정완료일: 1995年 8月 16日

소를 사용하는 형상표현법[3]이 제안되어 있다. 그러나 이 방법은 대상으로 하고 있는 모든 원시형상 요소들로 형상을 분해한 후에, 그 결과들 중에서 면적이 가장 큰것을 선택하는 방법이므로 원시형상 요소의 수에 비례하여 처리시간이 급격히 증가한다. 따라서 알고리즘의 고속화를 위한 방법이 제안되지 않는 한 응용이 불가능하다는 문제점이 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 연구에서는 분해대상이 되는 형상의 형상함수와 가장 유사한 형상함수로 표현되는 구성소를 추정하고, 이에 대응되는 원시형상 요소들로 형상을 분해하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 분해 대상이 되는 형상의 기하학적 특징을 이용하여 형상분해에 사용될 구성소를 미리 선택하는 방법이므로 1개의 구성소를 사용하는 경우와 비교하여 형상의 기하학적 특징의 취득에 필요한 계산시간만이 더 요구된다. 본 연구에서는 형상의 기하학적 특징을 얻기 위하여 형상을 연속적으로 침식(Erosion) 연산한 결과들 중에서 1개의 화소만을 선택하여 중심점으로 설정하고, 4근방, 8근방, 4근방-8근방으로 1층분씩 팽창(Expansion)시키는 처리를 수행하였다. 여기서 4근방 팽창결과는 Rohmbus 구성소에 대응되는 형상의 기하학적 특징이고, 8근방 팽창결과와 4근방-8근방 팽창결과는 각각 정사각형 구성소와 원 구성소에 대응되는 형상의 기하학적 특징이다. 본 연구에서 새롭게 제안된 것은 형상의 기하학적 특징인 형상함수를 이용하여 형상분해에 사용될 구성소를 미리 선택함으로써 처리시간을 감소시키고 기술효율을 높이고자 하는 것이다.

또한 본 연구에서는 영상통신에서 요구되는 계층적 복원을 위하여 다치영상을 8개의 비트평면으로 변환하고, 각각의 비트평면 내에 포함된 형상들을 제안된 방법으로 분해하였다. 그리고 제안된 이론의 유효성을 검증하기 위한 실험을 통하여 기술효율의 향상과 기술오차의 감소를 확인하였다.

Ⅱ. 형상분해

형상분해는 형상 X를 여러개의 원시형상 요소 $X=\{X_1, X_2, X_3, \ldots\ldots, X_n\}$들로 분해하고자 하는 것으로 이의 수학적 표현은 다음과 같다[1].

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

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

형태론적 형상분해에서 원시형상 요소는 다음과 같은 형태론적 연산을 수행하여 얻을 수 있다[2].

$$X_i = Xn_iB = (X \ominus n_iB^s) \oplus n_iB \tag{2}$$

여기서 B는 구성소(Structuring Element)이고, ni는 구성소의 크기이며, $\oplus$와 $\ominus$는 각각 확장(Dilation)과 침식(Erosion) 연산자이다. 그리고 B^s는 원점에 대한 B의 반전(Reflection)이다.

식 (2)는 형상이 점 또는 선으로 축소될 때까지 형상 X를 구성소 B로 침식연산한 결과를, 침식 연산한 횟수만큼 확장연산하면 원시형상 요소를 얻을 수 있다는 것을 의미한다. 이러한 처리는 X-Xi에 대해서 반복적으로 수행된다. 이상에서 서술한 처리과정을 회귀형식으로 표현하면 다음과 같다[3].

$$\begin{aligned} X_i &= (X - X'_{i-1})n_iB \\ &= ((X - X'_{i-1}) \ominus n_iB^s) \oplus n_iB \\ X_i &= \bigcup_{1 \le j \le i} X_j \\ X_{0'} &= \emptyset \\ \text{StoppingCondition}&: (X - X_{k'}) \ominus B^s = \emptyset \end{aligned} \tag{3}$$

여기서 종료조건은 형상의 전영역을 남김없이 분해하기 위한 조건이고, k는 분해된 원시형상 요소의 총수이다.

형상분해 알고리즘을 적용하여 분해된 각각의 원시형상 요소는 점 또는 선으로 표현되는 궤적 Li를 따라 niB를 평행으로 이동할 때 생기는 영역이다. 원시형상 요소에 내접하는 최대 구성소의 궤적 Li는 다음과 같이 쓸 수 있다[3].

$$\begin{aligned} L_i &= (X - \bigcup_{0 \le j \le i-1} (L_i \oplus n_iB)) \ominus n_iB^s \\ L_0 &= \emptyset \\ L_i' &= \bigcup_{1 \le j \le i} L_j \end{aligned} \tag{4}$$

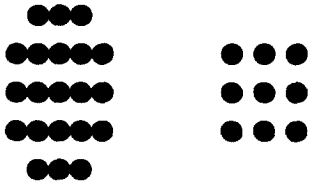
식 (3)과 식 (4)을 결합하면 원시형상 요소와 궤적의 관계를 얻을 수 있다.

$$X_i = L_i \oplus n_iB \tag{5}$$

이상에서 서술한 형태론적 형상분해 알고리즘에서 원시형상 요소를 얻기 위해 사용되고 있는 구성소는

그림 1에 나타낸 원 구성소와 정사각형 구성소이다. 그러나 이러한 구성소들은 형상의 방향성을 고려할 수 없는 점대칭 구성소이다. 따라서 이러한 구성소들을 사용하여 형상을 분해하면 기술오차가 증가하고 기술효율이 떨어지게 된다.

기술오차를 줄이고 기술효율을 향상시키기 위한 방법으로 영상압축의 분야에서 타원체를 원시형상 요소로 사용하는 형상분해법이 제안되어 있다[5]. 이 방법은 형상의 모든 방향특성을 고려하면서 형상의 내부영역을 타원체의 집합으로 분해한 후에, 이들을 크기와 인접 관계에 바탕을 두고 계층적으로 표현하는 방법이다. 그러나 원판이나 혹은 정사각체를 원시형상 요소로 사용하는 경우보다 약 사오십배의 처리시간이 소요되므로 알고리즘의 고속화를 위한 방법이 제안되지 않는 한 응용이 불가능하다는 문제점이 있다. 또한 기존의 방법들에서는 한개의 원시형상 요소만을 사용하고 있기 때문에 형상기술 효율과 직관적인 인지도가 떨어지게 된다. 따라서 본 연구에서는 분해대상이 되는 형상의 형상함수와 가장 유사한 형상함수로 표현되는 구성소를 추정하고, 이에 대응되는 원시형상 요소들로 형상을 분해하는 방법을 제안하였다.



(a) 5 X 5 Circle (b) 3 X 3 Square

그림 1. 구성소
Fig. 1. Structuring Element.

Ⅲ. 구성소 선택에 의한 형상분해

형태론적 형상분해의 결과는 구성소의 선택과 밀접한 관계에 있으므로 형상의 기하학적 특징과 무관한 1개의 구성소만을 사용하면 기술효율과 직관적인 인지도가 떨어지고 기술오차가 증가한다. 따라서 본 연구에서는 형상과 구성소의 방향성을 정량화하여 형상과 가장 유사한 방향성을 갖는 구성소로 형상을 분해하는 방법을 제안하였다.

형상의 기하학적 특징이 강조된 원시형상 요소들로 형상을 분해하면 기술효율이 향상된다. 그리고 기술효율을 향상시키기 위하여 고려되는 대표적인 기하학적 특징은 형상의 경계선이 갖고 있는 방향정보이다. 이와 같은 측면에서 본 연구에서는 체인코드를 이용하여 형상의 방향정보를 형상함수(Shape Function)로 정량화하고, 이를 이용하여 최적의 구성소를 선택하였다.

형상함수는 경계선상의 임의의 화소점에서 출발하여 반시계 방향으로 추적하면서 얻은 인접한 한쌍의 화소를 연결하는 각각의 선분에 그림 2에 표현된 방법으로 부호를 부여해서 얻은 동일부호의 갯수를 종속변수로 하는 함수로 정의한다. 여기서 독립변수는 체인코드 값이다. 그림 3에 각각의 구성소에 대응되는 형상함수를 나타냈다.

3	2	1
4	(i, j)	0
5	6	7

그림 2. 체인코드
Fig. 2. Chain Code.

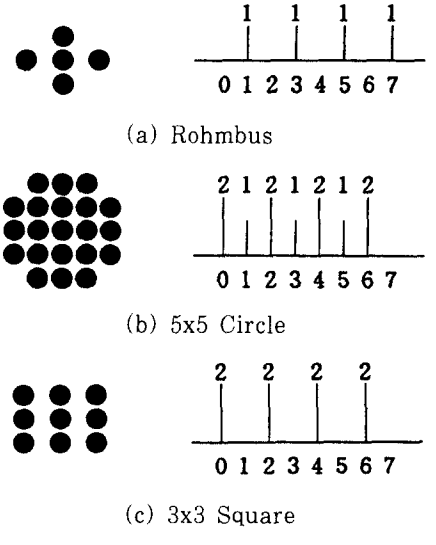


그림 3. 구성소의 형상함수
Fig. 3. Shape Function of Structuring Element.

형태론적 형상분해는 근방처리(Neighborhood Operation)에 의해 수행되기 때문에 이상과 같이 정의된 형상함수를 형상분해에 그대로 적용하는 것이 불

가능하다. 그러므로 본 연구에서는 다음과 같은 처리방식을 제안하였다.

본 연구에서는 시각적인 인식의 기본단계에서 사용되는 원시형상 요소들을 얻기 위하여 Rohmbus, 정사각형, 원 구성소를 사용하였다. 이러한 것들 중에서 형상분해에 사용될 구성소를 선택하는 기준은 형상에 내접하는 면적의 크기이다. 최적의 구성소를 선택하기 위한 첫번째 과정은 분해대상이 되는 형상의 중심점을 구하는 것이다. 중심점은 침식연산을 수행하여 결정한다. 먼저 Rohmbus 구성소를 사용하여 침식연산한 결과를 다시 3 × 3 정사각형 구성소로 침식연산하는 과정을 형상이 구성소보다 작아질 때까지 반복하여 수행한다. 그 결과를 다시 90 °, 180 °, 45 °, 135 ° 방향의 Streak 구성소로 침식연산하여 형상의 중심점을 결정한다. 3 × 3 영역내에 두개 이상의 중심점이 존재하는 경우는 중간위치를 계산하여 중심점을 결정한다. 여기서 Rohmbus 구성소를 사용하여 침식연산한 것을 다시 3 × 3 정사각형 구성소로 침식연산한 결과는 5 × 5 원 구성소로 침식연산한 결과와 같다. 5 X 5 원 구성소를 사용하지 않고 Rohmbus와 3 × 3 정사각형 구성소를 사용하는 것은 침식연산 시간을 줄이기 위한 것이다.

구성소 선택의 두번째 과정은 식(6)으로 표현되는 팽창(Expansion)연산을 수행하는 처리이다.

g_{ij} = 1 (i,j)나 근방(4근방 혹은 8근방)의 화소가 1인 경우
0 (i,j)가 0이고 근방(4근방 혹은 8근방)의 화소가 0인 경우 (6)

구성소 선택의 마지막 과정은 팽창된 결과들 중에서 면적이 가장 큰 원시형상 요소를 추출하고 그에 대응되는 구성소를 선택하는 처리이다. 4근방과 8근방으로 1층분씩 증가시키는 팽창연산을 수행한 결과의 형상함수는 각각 Rohmbus와 정사각형 구성소의 형상함수에 대응된다. 그리고 4근방-8근방으로의 팽창연산 결과는 원구성소에 대응되는 형상함수와 같다. 이러한 사실에 근거하여 본 연구에서는 1층분씩 팽창시키는 과정을 수행하면서 얻은 내접 원판, 정사각체, 마름모 중에서 영역의 면적 즉 화소수가 가장 많은 것을 선택하고, 이에 대응되는 구성소를 사용하여 형상을 분해하였다.

Ⅳ. 다치영상의 형상분해

다치영상 내에 포함된 형상들을 직접적으로 기술하는 방법은 데이터 압축과 계산시간의 측면에서 그 효과를 기대할 수 없다. 따라서 다치영상을 대상으로 할 경우에는 이치영상으로 분해하는 과정이 필요하다. 이러한 과정에서 필수적으로 고려되어야 할 요소는 영상통신에서 생각할 수 있는 멀티미디어의 이용에 관한 것이다. 다치영상을 이치영상으로 분해하는 가장 단순한 방법으로는 농담값에 따라 영상을 분할하는 방법을 들 수 있으나, 이러한 방법으로 형상을 기술할 경우에는 복원과정에서 영상내의 일부분에 대응되는 영역들이 순차적으로 복원되므로, 분해능이 서로 다른 영상들을 미디어의 특성이나 혹은 사용자의 필요성에 따라 계층적으로 복원하는 것이 불가능하다. 계층적 복원은 협대역 통신채널을 사용하여 규모가 큰 영상 데이터베이스에서 특정의 영상이나 혹은 같은 부류의 영상을 찾는 경우에도 필요하다. 이러한 측면을 고려하여 본 연구에서는 주어진 다치영상을 그레이코드로 변환하고, 이를 8개의 비트평면으로 분해하여 기술하는 방법을 제안하였다. 본 연구에서 제안된 알고리즘의 블럭도를 그림 4에 나타냈다.

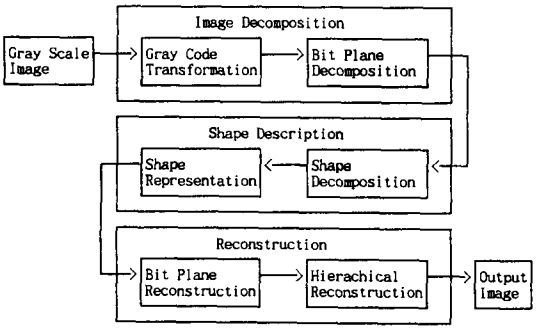


그림 4. 제안된 알고리즘의 블럭도
Fig. 4. Block Diagram of Proposed Algorithm.

256개의 농담값으로 구성되는 표준영상에서 각각의 화소값은 8비트로 표현된다. 그러므로 영상을 구성하는 화소들 중에서 특정비트가 1인 화소들만을 선택하면 8개의 비트평면을 얻을 수 있다. 이러한 방법으로 분해된 비트평면들을 이용하여 계층적 복원을 수행하기 위해서는 특정 비트평면에 농담값이 유사한 화소들을 많이 포함되도록 하는 것이 필요하다. 따라서 본 연구에서는 2진수로 표현되는 화소값을 그레이코드로 변

환하여 처리하였다[7]. 2진수를 그레이코드로 변환하는 과정과 그 역변환 과정을 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$g[i] = \begin{cases} b[i] & i=1 \\ b[i] \text{ XOR } b[i-1] & \text{for } i>1 \end{cases} \quad (7)$$

$$b[i] = \begin{cases} g[i] & i=1 \\ g[i] \text{ XOR } b[i-1] & \text{for } i>1 \end{cases} \quad (8)$$

여기서 g[i]와 b[i]는 각각 그레이코드와 2진수의 i번째 비트이고, MSB는 i=1인 비트이다.

대상영상 f(i,j)와 데이터 Mn을 오른쪽으로 1비트씩 시프트하면서 AND연산하면 그레이코드로 변환된 영상에서 특정비트가 1인 8개의 비트평면을 얻을 수 있다. 그 연산식을 다음에 나타냈다.

$$f_n(i,j) = M_n \text{AND} f(i,j) \quad (9)$$

여기서 Mn은 n번째 비트가 1인 마스크 데이터이고, fn(i,j)는 n번째 비트평면을 의미한다.

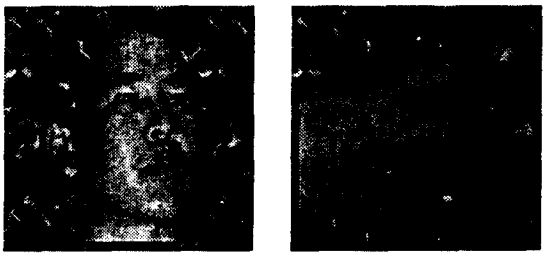
이상에서 서술한 방법으로 분해한 영상들을 합성하여 분해능이 서로 다른 영상들을 합성하는 과정은 다음과 같다.

$$f(i,j) = \sum_{n=1}^{m} fn(i,j) \times 2_{m-n} \quad (10)$$

여기서 $1 \le m \le 8$이다.

V. 실험 및 검토

CCD Video Color Module(XC-57,SONY)과 개인용 컴퓨터에 내장된 Frame Grabber를 사용하여 화소수가 256 × 256이고, 해상도가 8비트인 2개의 영상을 취득하여 제안된 알고리즘의 유효성을 확인했다. 실험영상을 그림 5에 나타냈다.



(a) Face (b) Hand Sign

그림 5. 실험영상
Fig. 5. Experimental Image.

1. 배경영역 제거

형상분해의 대상이 되는 형상과 배경은 형상크기와 농도값의 차에 의해서 구분된다. 본 연구에서 대상으로 하고 있는 영상에서는 배경에 해당하는 형상들이 형상분해의 대상이 되는 형상보다 작은 경우이므로, 열림연산을 적용하여 형상분해의 대상이 되는 형상만으로 구성된 영상을 얻었다[8] 11 × 11 원 구성소를 사용하여 열림연산한 결과를 그림 6에 나타냈다.

(a) Face (b) Hand Sign

그림 6. 배경제거 영상
Fig. 6. Background Subtracted Image.

2. 이치영상의 형상분해

배경이 제거된 얼굴영상을 이치화하여 그림 7에 나타냈다.

이치영상에 나타나는 잡음을 제거하기 위해 3 × 3 원 구성소를 사용하여 열림연산한 결과를 닫힘연산한 후에, 다시 5 × 5 원 구성소를 사용하여 열림연산과 닫힘연산을 순차적으로 수행하였다. 그 결과를 그림 8에 나타냈다.

먼저, 비교 데이터를 산출할 목적으로 기존의 알고리즘들에서 사용되고 있는 방법 즉 5 × 5 원 구성소와 3 × 3 정사각형 구성소를 사용하여 형상을 분해하였다. 형상이 점 또는 선으로 축소될 때까지 형상 X를 각각의 구성소로 침식연산한 결과를 침식연산한 횟수

(a) Face (b) Hand Sign

그림 7. 이치영상
Fig. 7. Binary Image.

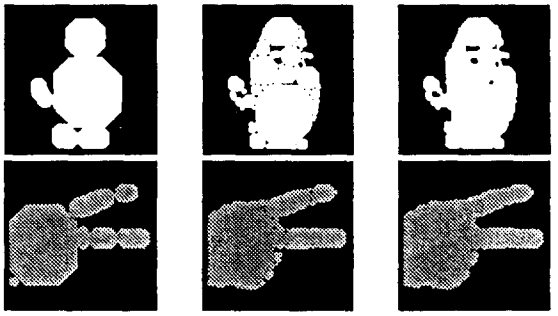
(a) Face (b) Hand Sign

그림 8. 잡음제거 영상
Fig. 8. Noise Removal Image.

만큼 확장연산하여 원시형상 요소들을 얻는 처리를 X-X'i-1에 대해서 반복적으로 수행하였다.

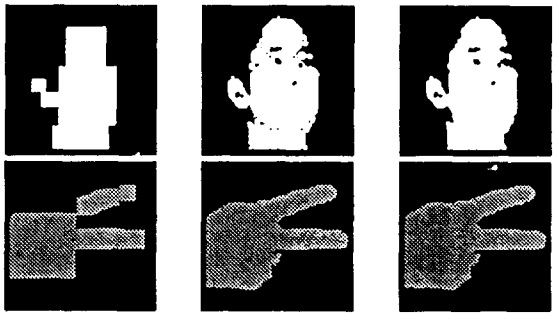
5×5 원 구성소와 3×3 정사각형 구성소를 사용하여 얻은 얼굴형상과 손사인형상의 원시형상 요소들 중에서 가장 큰 5개의 원시형상 요소만을 재구성하여 각각 그림 9(a)와 그림 10(a)에 나타냈다. 그리고 모든 원시형상 요소들을 재구성하여 각각 그림 9(b), 그림 10(b)에 나타냈다. 그림 9(b)와 10(b)에서 알 수 있는 바와 같이 원시형상 요소들을 재구성하여 얻은 영상에는 왜곡이 존재한다. 이러한 왜곡은 전절에서 서술한 열림연산을 적용하여 부분적으로 제거할 수 있다. 그림 9(c)와 그림 10(c)는 열림연산을 수행하여 재구성 영상내에 포함된 왜곡을 제거한 결과이다.

본 연구에서는 분해대상이 되는 형상의 형상함수와 가장 유사한 형상함수로 표현되는 구성소를 미리 추정하고, 이에 대응되는 원시형상 요소들로 형상을 분해하는 방법을 제안하였다. 구성소 선택에 의한 형상분해



(a) (b) (c)

그림 9. 5 × 5 원 구성소를 사용한 형상분해
Fig. 9. Shape Decomposition by 5 × 5 Circle.



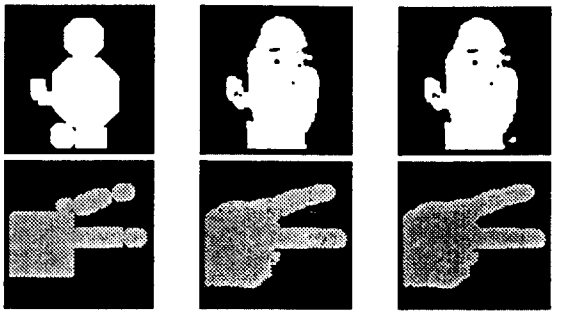
(a) (b) (c)

그림 10. 3 × 3 정사각형 구성소를 사용한 형상분해
Fig. 10. Shape Decomposition by 3 × 3 Square.

결과를 그림 11에 나타냈다. 그림 11에서 (a)는 가장 큰 5개의 원시형상 요소만을 재구성한 결과이고, (b)는 모든 원시형상 요소들을 재구성한 결과이며, (c)는 열림 연산을 수행하여 영상내에 포함된 왜곡을 제거한 결과이다.

3. 다치영상의 형상분해

그림 6에 나타낸 배경제거 영상에서 형상영역에 해당하는 농담값이 원형상의 농담값과 다르다는 것을 알 수 있다. 이론적으로는 침식연산에서 최소값으로 선택된 농담값이 확장 연산에서 원래의 값으로 환원될 것으로 기대되나, 구성소의 크기가 너무 클 경우에는 원



(a) (b) (c)

그림 11. 구성소 선택에 의한 형상분해
Fig. 11. Shape Decomposition by Preselected Structuring Element.

래의 값으로 환원되지 않는다. 이것은 최대값과 최소값을 선택하는 과정에서 소멸되는 농담값이 존재하기 때문이다. 그러므로 정량적인 처리를 목적으로 하는 처리에서는 원영상의 값으로 대체시키는 과정이 필요하다. 형상영역의 농담값을 원형상의 농담값으로 환원시킨 결과를 그림 12에 나타냈다.

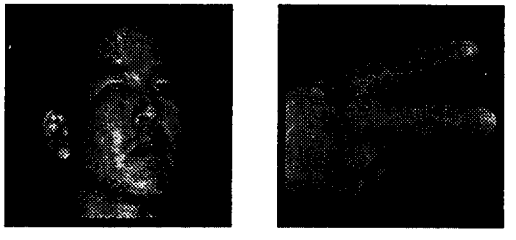


그림 12. 농담값 복원영상
Fig. 12. Restored Image of Graylevel.

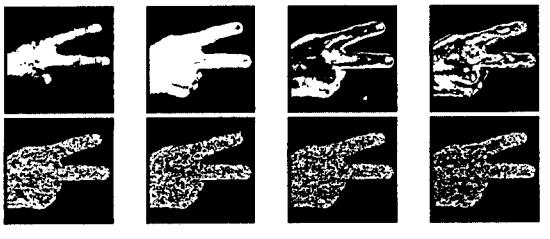


그림 13. 비트평면 영상(n=1~8)
Fig. 13. Bit Planes(n=1~8).

본 연구에서는 분해능이 서로 다른 영상들을 미디어의 특성이나 혹은 사용자의 필요성에 따라 계층적으로 복원하기 위하여 기술대상이 되는 다치영상을 8개의 비트 평면으로 분해하였다. 각각의 화소값을 그레이 코드로 변환한 후에 특정비트가 1인 화소들만을 선택하여 구성한 8개의 비트평면 영상을 그림 13에 나타냈다.

그림 13에 나타낸 각각의 비트평면 영상내에 포함된 형상들을 제안된 방법으로 분해하여 얻은 모든 원시형상 요소들을 재구성하여 그림 14에 나타냈다.

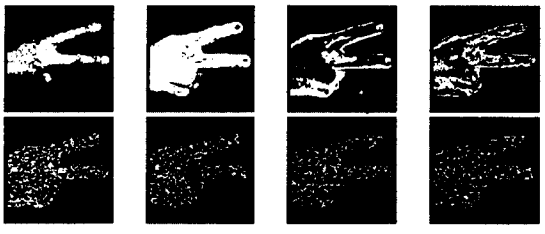


그림 14. 비트평면 영상의 형상분해(n=1~8)
Fig. 14. Shape Decomposition of Bit Planes.

그림 14에 나타낸 영상들을 1개 부터 8개까지 순차적으로 합성하여 복원한 8개의 영상을 그림 15에 나타냈다.

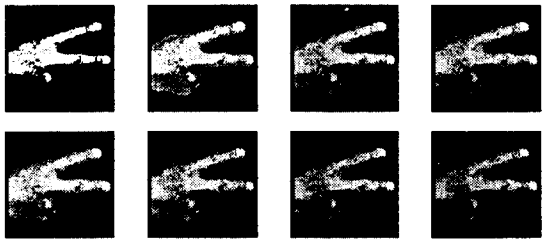


그림 15. 복원영상(n=1~8)
Fig. 15. Restored Image(n=1~8).

4. 검토

이치영상내에 포함된 형상들을 각각의 방법으로 분해한 결과들을 비교하기 위하여, 형상분해를 수행하여 얻은 원시형상 요소들을 여러개의 부분으로 나누어서 각각의 부분을 기술하는 데 필요한 데이터량과 오차를 그림 16,17과 표 1,2에 나타냈다. 여기서 데이터량은 1화소에 할당되어야 하는 비트수이다.

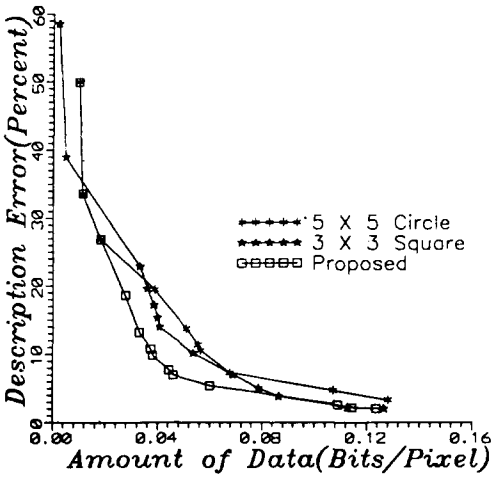


그림 16. 얼굴형상의 기술효율
Fig. 16. Description Efficiency of Face Shape.

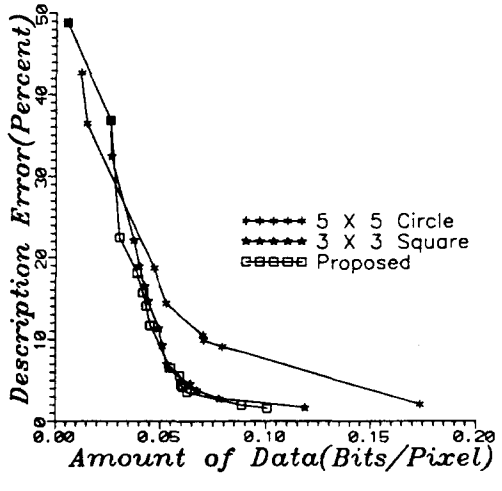


그림 17. 손사인형상의 기술효율
Fig. 17. Description Efficiency of Hand Sign Shape.

얼굴형상의 경우, 원 구성소만을 사용하는 형상분해에서 형상기술에 필요한 총 데이터량은 520개의 좌표와 10개의 반지름이고, 정사각형 구성소만을 사용하는 형상분해에서는 511개의 좌표와 13개의 반지름이다. 그리고 제안된 방법에서 형상기술에 필요한 데이터량은 500개의 좌표와 13개의 반지름이다. 좌표와 반지름을 기술하는 데 필요한 비트수를 8비트로 가정하면 형상기술 및 전송에 필요한 총 비트수는 각각 8400 비트, 8280 비트, 8104 비트이다. Brute-force 전송을 가정할 경우, 각각의 압축률은 약 7.80:1, 7.91:1, 8.09:1 이다.

표 1. 얼굴형상의 기술효율
Table 1. Description Efficiency of Face Shape.

5 × 5 Cirxle		3 × 3 Square		proposed	
Data(bits/pixel)	Error (%)	Data(bits/pixel)	Error (%)	Data(bits/pixel)	Error (%)
0.00989	49.95	0.00208	58.60	0.00989	49.95
0.01123	33.56	0.00488	38.97	0.01123	33.56
0.01819	26.88	0.03308	22.87	0.01819	26.88
0.03882	19.48	0.03589	19.60	0.02759	18.67
0.05090	13.79	0.03845	17.21	0.03284	13.21
0.05542	11.39	0.03979	15.38	0.03735	10.77
0.05652	10.61	0.04065	14.03	0.03821	9.84
0.06787	7.28	0.05371	10.20	0.04443	7.72
0.10730	4.69	0.06897	6.99	0.04602	7.00
0.12817	3.30	0.07886	5.01	0.06006	5.38
		0.08655	3.84	0.10901	2.57
		0.11279	2.21	0.11450	2.19
		0.12659	2.01	0.12366	2.05

표 2. 손사인형상의 기술효율
Table 2. Description Efficiency of Hand Sign Shape.

5 × 5 Circle		3 × 3 Square		proposed	
Data(bits/pixel)	Error(%)	Data(bits/pixel)	Error(%)	Data(bits/pixel)	Error(%)
0.01233	42.69	0.00549	48.84	0.00549	48.84
0.01514	36.43	0.02637	36.76	0.02637	36.76
0.04700	18.66	0.02673	32.39	0.03051	22.43
0.05298	14.30	0.03735	22.05	0.03879	18.07
0.07018	10.45	0.03992	18.92	0.04202	15.63
0.07056	9.87	0.04273	16.47	0.04339	14.04
0.07922	9.05	0.04431	14.64	0.04525	11.67
0.17391	2.04	0.04932	11.28	0.05499	6.47
		0.05090	9.23	0.05932	5.60
		0.05322	6.93	0.05989	4.44
		0.05383	6.40	0.06076	4.22
		0.06421	4.56	0.06278	3.58
		0.06726	3.77	0.08832	1.95
		0.07788	2.76	0.10059	1.53
		0.11853	1.65		

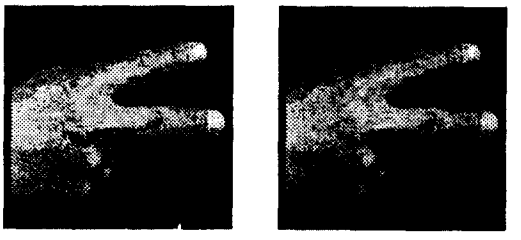
손사인형상의 경우, 원 구성소만을 사용하는 형상분해에서 형상기술에 필요한 총 데이터량은 708개의 좌표와 8개의 반지름이고, 정사각형 구성소만을 사용하는 형상분해에서는 478개의 좌표와 15개의 반지름이다. 그리고 제안된 방법에서 형상기술에 필요한 데이터

량은 405개의 좌표와 14개의 반지름이다. 좌표와 반지름을 기술하는 데 필요한 비트수를 8비트로 가정하면 형상기술 및 전송에 필요한 총 비트수는 각각 11392 비트, 7768 비트, 6592 비트이다. Brute-force 전송을 가정할 경우, 각각의 압축률은 약 5.75:1, 8.44:1, 9.94:1이다. 이러한 압축은 약간의 왜곡을 수반하지만 열림연산을 수행하여 제거할 수 있다.

이상의 결과로 부터 본 연구에서 제안된 방법을 형상분해에 적용하면 기술효율이 향상되고 기술오차가 감소한다는 것을 알 수 있다. 그리고 동일 데이터량에 대한 기술오차도 제안된 방법에서 가장 적다는 것을 알 수 있다. 본 연구에서 제안된 알고리즘은 서로 다른 3개의 원시형상 요소들을 사용하여 형상을 분해하는 방법이므로 형상을 가장 단순한 형태의 원시형상 요소들로 분해하고, 간결하게 기술할 수 있어 인식이 용이하다는 장점이 있다.

이상에서 논의한 형태론적 형상분해 알고리즘에서는 단순성(Simplicity)과 유일성(Uniqness)이 보장된다. 그리고 이동 불변성(Translation Invariance)과 크기 불변성(Scale Invariance)도 성립한다. 이러한 측면에서 본 연구에서 제안된 알고리즘은 패턴인식에 관련된 많은 분야에 적용이 가능할 것으로 기대된다. 그러나 형상의 기하학적 특성을 고려하고 있기 때문에 회전 불변성(Circulation Invariance)이 성립하지 않는다. 이러한 특성은 패턴인식의 분야에서 큰 단점으로 작용할 수 있다. 이의 해결 방법으로 형상 전체의 방향특성을 미리 예측하여 방향정보를 동시에 기술하는 방법을 연구하고 있다. 회전 불변성이 성립하는 알고리즘을 구성하기 위한 방법으로는 원 구성소만을 사용하거나 혹은 각각의 회전각에 대응되는 구성소들을 사용하는 방법을 들 수 있다.

한편, 다치영상의 형상분해에서 상위 4개 비트평면 f1(i,j), f2(i,j), f3(i,j), f4(i,j) 는 의미가 있으나, 그밖의 하위 4개 비트평면은 영상내에 포함된 형상들이 불규칙한 화소군들로 구성되어 있기 때문에 형상분해의 의미가 없다. 그러나 이같은 경우에도 복원과정에서 하위 4개 비트평면을 모두 무시하면 화질이 저하된다. 따라서 본 연구에서는 하위 4개 비트평면은 불규칙적인 화소들로 구성되어 있다는 점에 착안하여 이치영상의 형상분해 결과를 상위 4개 비트평면 영상에 포함시켜 복원하였다. 그림 18에 이치영상의 형상분해 결과를 포함시켜 복원한 영상을 상위 4개 비트평면만을 복원한 영상과 비교하여 나타냈다.



(a) High 4 Bit Planes (b) High 4 Bit Planes and Binay Image

그림 18. 복원영상 비교
Fig. 18. Comparison of Restored Image.

Ⅵ. 결 론

본 논문에서는 형상의 기술효율과 직관적인 인지도를 높이고 기술오차를 줄이기 위한 방법으로 형상의 기하학적 특성에 대응되는 구성소를 미리 선택하여 형상을 분해하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 대칭적 특성를 갖는 원판이나 혹은 정사각체를 원시형상 요소로 사용하는 기존의 방법과는 달리 최적의 구성소를 선택하여 3개의 원시형상 요소들로 형상을 분해하는 방법이다.

본 연구에서 제안된 방법을 형상분해에 적용하면 기술효율이 증가하고 기술오차가 감소한다는 것을 실험을 통하여 확인하였다. 그리고 동일 데이터량에 대한 기술오차도 제안된 방법에서 가장 적다는 것을 알 수 있었다. 또한 본 연구에서 제안된 방법에서는 1개의 구성소를 사용하는 경우보다 기하학적 특징의 취득에 필요한 계산시간만이 더 요구된다.

형상의 방향특성을 형상분해의 전 단계에서 미리 예측하여 형상을 분해하는 방법을 제안하였으나, 기하학적 특징의 취득과정이 형상분해의 대상이 되는 국부정보에 의한 것이 아니라 광역정보에 의한 것이기 때문에 선택된 구성소가 항상 최적이 아니라는 단점이 있다. 이의 해결방법으로 구성소 선택의 전 단계에서 형상의 경계정보를 이용하여 볼록 형상으로 미리 분할한 후에, 각각의 볼록 형상에 대응되는 구성소를 선택하여 형상을 분해하는 방법을 생각할 수 있다. 이것이 본 연구의 다음 과제이다.

참 고 문 헌

[1] Serra, J., *Image Analysis and Mathematical Morphology*, Vol.1, Academic Press, New York, 1982.

[2] Pitas, I. and Venetsanopoulos, A. N., "Morphological Shape Decomposition," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.12, No.1, pp. 38-45, 1990.

[3] Pitas, I. and Venetsanopoulos, A. N., "Morphological Shape Representation," Pattern Recognition, Vol.25, No. 6, pp. 555-565, 1992.

[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] Tadahiko Kimoto, Motohiro Asai and Yasuhiko Yasuda, "Shape Description by a distribution function based on Morphological Decomposition," SPIE Vol.1818 Visual Communications and Image Processing, pp. 897-906, 1992.

[6] Jong Ho, Choi and Jong Soo, Choi, "Morphological Shape Decomposition using Object Directivity," Proceedings of JTC-CSCC '94, Vol.1, pp. 660-665, 1994.

[7] Tun-Wen Pai and John H.L. Hansen, "Bit Plane Decomposition and Shape Analysis for Morphological Skeletonization," SPIE Vol.1818 Visual Communications and Image Processing, pp. 885-896, 1992.

[8] 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, pp.306-332, 1986.

저 자 소 개

崔 種 鎬 (正會員)

1957年 5月 17日生. 1982年 2月 중앙대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1984年 2月 중앙대학교 석사과정 전자공학 전공 졸업(공학석사). 1987年 2月 중앙대학교 박사과정 영상정보공학 전공 졸업(공학박사). 1988年 3月 ~ 1990年 2월 군산대학 전자과 조교수. 1990年 3月 ~ 1994年 강남대학교 전자계산학과 조교수. 1995年 1月 ~ 현재 강남대학교 전자공학과 조교수. 주관심 분야는 초음파 영상처리, 형태론적 영상처리, 패턴인식, 3차원 물체 인식 등임.