

# 이진 형태론을 적용한 직접 총체적 최소 골격화

正會員 鄭起龍\*, 金臣煥\*\*, 金斗泳\*\*\*, 金明起\*\*\*

## Direct Globally Minimal Skeleton with Binary Morphological Processing

Gi-Ryong Jeong\*, Shin-Hwan Kim\*\*, Doo-Young Kim\*\*\*, Myung-Gi Kim\*\*\* *Regular Members*

### 요 약

이진 형태론적 골격(MS:morphology skeleton) 영상점들은 이들의 정보만으로 원영상을 그대로 복원시킬 수 있는 특징이 있기 때문에, 이 골격 정보를 패턴 인식 및 영상통신에 적용할 수 있다.

한편 기존의 MS는 처리시간이 많이 걸릴 뿐만 아니라 골격점들은 중복도가 높다. 이러한 결점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 중복도가 영(zero)인 골격영상을 얻는 새로운 직접 총체적 최소 골격화 방법을 제안하고 이를 DGMS(direct globally minimal skeleton)로 정의한다.

이 방법으로 256×256 이진영상 GIRL에 대한 실험 결과 기존의 총체적 최소 골격화(GMS:globally minimal skeleton) 보다 처리 시간이 감축되고, 골격점의 수에서 1.5~6.5% 정도 감소하는 결과를 얻었다.

### ABSTRACT

Original binary image can be reconstructed by morphological skeleton(MS) image. And then, the information of MS image points can be applied to a pattern recognition and image communication. But if we apply MS to a pattern recognition and image communication, there are two problems. That is to say, binary MS processing time is long and skeleton points of MS are high redundancy. And then, to solve these problems, this paper proposes DGMS. After simulating by the proposed method to 256×256 binary image which is GIRL, we reduce processing time and skeleton points about 1.5~6.5% comparing with the result of GMS method.

### I. 서 론

영상 신호 처리에서 컴퓨터 비전(computer vision)과 영상통신 분야인 물체 형태를 비교 판단 하거나 데이터 압축을 위한 전처리 단계로 형태론을 이용한 연구도 진행되어 오고 있다.

형태론[1]~[4]는 집합론에 기반을 둔 G.Matheron과 그 이론을 발전시킨 J.Serra[5], P.Maragos[6][7], E.R.

\*한국해양대학교 해사수송과학부 조교수

\*\*대구대학교 정보통신공학과 교수

\*\*\*동아대학교 전자공학과 교수

論文番號:95361-1014

接受日字:1995年 10月 14日

Dougherty[8]등과 M.Haralick[1][6][10]에 의하여 체계적으로 발전되었고, 여러 영상 처리 분야 중 병렬 처리 기법을 이용할 수 있는 장점을 갖고 있으며, 이는 에지(Edge) 검출, 물체 모양의 비교 및 판단에 사용하는 패턴 스펙트럼[9], 잡음 제거 등 다양한 영상 신호 처리 분야에 적용되고 있다.

형태론적 영상 처리에는 2진 영상 처리[1][3]과 다치 영상 처리[1][8]에 대한 것으로 구분할 수 있지만 여기에서 논의는 2진 형태론에 국한하기로 한다.

형태론적 골격화(MS:morphology skeleton)[9]는 2진 영상 데이터를 밀도가 낮은 다치 영상으로 변환하는 방법으로 이와 같이 변환된 영상은 무손실로 원래의 2진 영상을 복원할 수 있는 중요한 정보를 갖고 있다.

그런데, MS 영상에서 복원시 행하는 불림(dilation)[1]~[4] 과정을 보면 MS 영상의 어떤 골격점들은 생략해도 원영상을 무손실로 복원하는데 전혀 무관한 점들이 존재하고 있다. 즉 MS 영상의 골격점은 중복점이 존재하므로, 중복되는 점들을 제거하는 방법으로 국부적 최소 골격화(LMS:locally minimal skeleton)[9]와 총체적 최소 골격화(GMS:globally minimal skeleton)[9]가 있다.

LMS는 MS 영상에서 골격함수(SKf:skeleton function)[9] 값이 같은 것끼리 모은 영상을 이용하여 중복도를 제거하는 방법으로 MS보다는 골격점의 중복도가 개선된다.

한편, LMS 영상에도 복원 과정을 살펴보면 중복도가 있기 때문에 이를 개선한 중복도가 영(zero)인 GMS 방법이 있다. 그러나, 이 방법들은 모두 계산 비용이 높은 단점이 있다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 GMS와 처리 과정은 다르지만 중복도가 영(zero)으로 되며 복원 영상은 원영상과 동일하게 되는 2진 형태론을 적용한 새로운 골격화 방법으로 처리시간 단축 및 골격점 수를 줄일 수 있는 골격화 방법을 직접 총체적 최소 골격화(DGMS)라 정의하고 이를 2진 영상 골격화 처리의 새로운 알고리즘으로 제안한다.

DGMS는 기존에 MS 영상을 만들 때 사용하던 복잡한 연산 방식에 사용되던 열림(opening) 처리를 생략하고, 형태소 종류에 따라 형태소 검색 반복 횟수 및 녹임(erosion) 처리만을 사용하여 중복점이 없는 골격영상을 만들기 때문에, GMS 영상 방법보다 처

리 시간이 매우 단축된다.

또한 제안된 DGMS의 검정을 위하여 256×256 크기의 2진 영상 GIRL과 LENA로 실험한 결과 계산 비용 및 골격점 수가 개선되며, GIRL 영상은 기존의 GMS보다 골격점 수는 약 1.5~6.5%가량 감소하는 결과를 얻었다.

## II. 이진 형태론의 기본 연산 [1]~[4]

집합  $X$ 의 요소(element)가  $a$ , 집합  $B$ 의 요소가  $b$ 이며, 이들 집합 요소와  $c$ 가 유클리디언 2차원 공간  $E^2$ 에 있는 경우, 이들 두 집합  $X$ 와  $B$ 를 2진 형태론에 적용할 수 있다.

2진 형태론의 기본 연산은 불림(dilation), 녹임(erosion), 불림(closing), 열림(opening)이 있고 이들을 식으로 표시하면 식(1), (2), (3), (4)와 같다.

1. 불림(dilation): 두개의 집합 요소에 대한 합 벡터로 집합  $X$ 를 집합  $B$ 로 불림 처리하는 것을  $D(X, B)$ 로 표시하면 Minkowski 연산에 의해서 식(1)로 표현된다.

$$\begin{aligned} D(X, B) &= X \oplus B \\ &= \{c \in E^2 : c = a + b, \text{ for some } a \in X, b \in B\} \\ &= \bigcup_{a \in X} B_a \end{aligned} \quad (1)$$

위의 식에서  $B_a$ 는  $B$ 를  $a$  만큼 평행 이동한 것이다. 즉  $D(X, B)$ 는  $X$ 가  $B$  벡터만큼 확장된다.

2. 녹임(erosion): 두개의 집합 요소에 대한 차이 벡터로 집합  $X$ 를 집합  $B$ 로 녹임 처리하는 것을  $ER(X, B)$ 로 표시하면 Minkowski 연산에 의하여 식(2)로 표현된다.

$$\begin{aligned} ER(X, B) &= X \ominus B \\ &= \{a \in E^2 : a + b \in X \text{ for every } b \in B\} \\ &= \{a \in E^2 : B_a \subseteq X\} \end{aligned} \quad (2)$$

즉  $ER(X, B)$ 는  $X$ 가  $B$  벡터만큼 축소된다.

3. 불림(closing): 불림 처리된 결과를 다시 녹임 처리하는 것을 말한다. 집합  $X$ 를 집합  $B$ 로 불림 처리하

는 것을  $C(X, B)$ 로 표시하면 Minkowski 연산에 의하여 불림 연산은 식(3)과 같이 표현된다.

$$C(X, B) = X \bullet B \\ = (X \oplus B) \ominus B \quad (3)$$

4. 열림(opening): 녹입 처리된 결과를 다시 불림 처리하는 것을 말한다. 집합  $X$ 를 집합  $B$ 로 열림 처리하는 것을  $O(X, B)$ 로 표시하면 Minkowski 연산에 의한 열림 연산은 식(4)와 같다.

$$O(X, B) = X \circ B \\ = (X \ominus B) \oplus B \quad (4)$$

### III. 형태소(structure element) 종류 및 분해 [6][7]

2진 영상을 형태론적으로 연산 처리할 때, 그림 1(a)와 같이  $1 \times 3$  크기의 1차원 선형이며 기준점( $\hookrightarrow$ )으로부터 좌우 대칭 되는 형태소는 SSE(symmetrical structure element), 그림 1(b)와 같이  $1 \times 2$  크기의 1차원 선형이며 기준점( $\hookrightarrow$ )으로부터 비대칭인 형태소는 NSE(not symmetrical structure element), 그림 1(c)와 같이  $3 \times 3$  크기의 2차원 정방형이고 기준점( $\hookrightarrow$ )으로부터 대칭인 형태소는 SQ(square), 그림 1(d)의  $3 \times 3$  크기의 2차원이며 기준점( $\hookrightarrow$ )으로부터 대칭인 십자형 형태소를 RH(rhombus)로 간단하게 표시하기로 한다.

SSE, NSE, SQ, RH등 여러 종류의 형태소는 영상에 따라 선택 사용할 수 있고, 크기가 큰 형태소는 그림 2와 같이 (a)를 (b)와 (c)로 분해하여 처리하는 것이 연산을 쉽고 빠르게 한다.

그래서, 형태소  $nB$ 는  $B$ 를  $n-1$ 회 불림 처리하도록 하여 연산을 간편하고 빠르게 하며, 이를 형태론적으로 표시하면 식(5)와 같다.

$$nB = B_1 \oplus B_2 \oplus B_3 \oplus \dots \oplus B_{n-1} \oplus B_n \quad (5)$$

단, 이 경우  $i=1, 2, 3, \dots, n-1, n$ 이며  $B = B_i$  이다.

또한, 이진영상  $X$ 를 형태소  $nB$ 로 불림 및 녹입하는 것을 형태론적으로 표현하면  $X \oplus nB$  또는  $X \ominus nB$ 로 표현되며,  $n=0$ 인 때는 두가지 연산 결과는 모두  $X$ 이다.

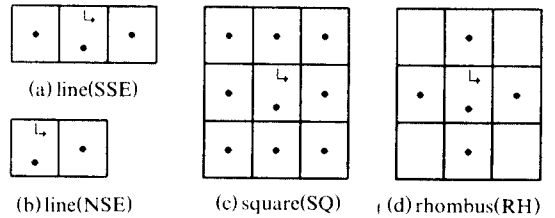


그림 1. 형태소 종류  
Fig. 1 Structure elements

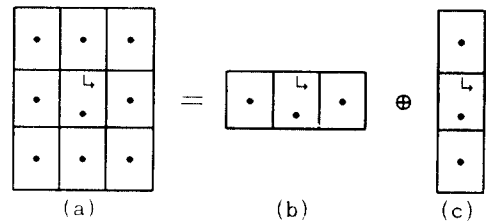


그림 2.  $3 \times 3$  SQ 형태소의 분해  
Fig. 2 Decomposition of SQ structure element

### IV. 2진 형태론적 골격(Skeleton) 영상 및 골격점 생략

형태론적 골격화(MS:morphology skeleton)[9]는 2진 영상 데이터를 밀도가 낮은 다치 영상으로 변환하는 방법으로 이와 같이 변환된 영상은 무손실로 원래의 2진 영상을 복원할 수 있다.

그러나, MS 영상에서 복원시 MS 영상의 어떤 골격점들은 생략해도 원영상을 무손실로 복원하는데 전혀 무관한 점들이 존재하고 있다. 즉 MS 영상 골격점은 중복도가 존재하므로, 중복되는 점들을 제거하는 방법으로 국부적 최소 골격화(LMS:locally minimal skeleton)[9][12][13]와 총체적 최소 골격화(GMS:globally minimal skeleton)[9][12][13]가 있다.

그런데, 이들 두 가지 방법 중 후자의 방법은 중복점이 없는 골격영상을 만들 수 있다.

#### 1. MS 영상

형태론(morphology)에서 2진 영상을 임의의 형태소에 의한 골격영상(skeleton image)으로 표현하려면

식(6)을 사용하여 형태론적 골격(MS:morphological skeleton)영상을 얻을 수 있다.

MS영상 중에서 동일한 골격값끼리만 모으고 다른 골격값을 영(zero)으로 하면 여러 개의 골격영상이 얻어지는데 이들을 부분 골격(partial skeleton)영상이라 한다.

2진 영상  $X$ 를 식(6)으로 처리하여 만들어진 MS 영상은  $S(X)$ 로 이 영상의 골격점들은 중복도가 높다. 식(6) 우변에 있는 모든 부분 골격영상  $S_n(X)$ 의 합집합은 MS영상  $S(X)$ 가 된다.

즉 형태론에서 2진 영상은 적용 형태소에 대한 한 개의 MS 영상으로 처리되며, MS 영상은 부분 골격들의 합집합으로 표현할 수 있다.

그림3은 MS 처리 과정을 보이며, 그림 4는 식(7) 우변의 부분 골격영상  $S_n(X)$ 를 각각의 골격값 곱에 해당하는 형태로so 불림 처리한 것들을 합하여 원래의 이진영상으로 복원하는 과정을 보이며, 그림 3과 그림 4에서 OR는 OR 연산, XOR는 배타적 OR 연산을 뜻한다.

$$S(X) = \bigcup_{n=0}^N [(X \ominus nB) - (X \ominus nB) \circ B] = \bigcup_{n=0}^N S_n(X) \quad (6)$$

여기서,  $X$ : 원영상,  $S(X)$ : MS 영상,  
 $S_n(X)$ : 부분 골격 영상,  
 $n$ : 녹임 반복 횟수를 나타낸다.

$$X = \bigcup_{n=0}^N [S_n(X) \oplus nB] \quad (7)$$

동일한 골격값 끼리만을 모은 영상을 골격화면 (skeleton image plane)이라 하며, 이 화면 정보는 식(8)의 골격함수  $SKF$ (skeleton function)[9]로 표현할 수 있다.

즉, 골격함수  $SKF$ (skeleton function)는 이진영상을 형태소에 의한 골격영상을 만들 때 식(6)에 있는 녹임 (erosion) 반복 처리 횟수인  $n$ 과 골격점의 위치 정보를 갖고 있다. 식(8)의  $(i, j)$ 는 골격영상 좌표이며,  $SKF$ 에서  $n+1$ 은 식(6)에서  $n$ 회 반복 녹임에 의한 골격영상이 존재함을 의미한다.

$$[SKF(X)](i, j) = \begin{cases} n+1, & (i, j) \in S(X) \\ 0, & (i, j) \notin S(X) \end{cases} \quad (8)$$

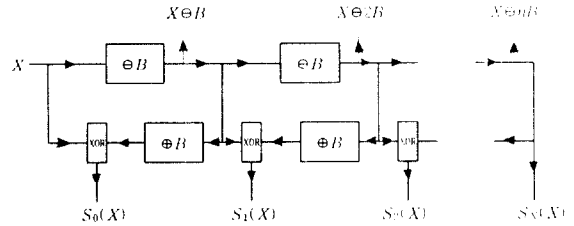


그림 3. 부분 골격영상으로 분해  
 Fig. 3 Decomposition into partial skeleton image

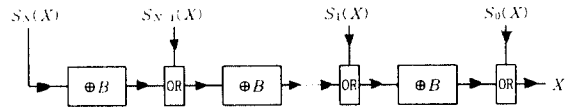


그림 4. 부분 골격영상으로 원영상 복원  
 Fig. 4 Reconstruction from partial skeleton image

## 2. LMS 영상

MS 영상에는 식(7)의 불림 처리에 의한 복원 과정에서 불 때 중복점이 많이 포함되어 어떤 골격점들은 생략해도 복원에 문제가 되지 않는 점들이 존재하기 때문에 이러한 골격점의 중복도를 개선한 것이 LMS 영상이다.

즉 LMS 영상은 MS 영상의 중복도를 개선한 영상이며, 이러한 골격영상을 얻기 위한 LMS 알고리즘은 식(9) 우변에 있는 부분 골격영상  $S_n(X)$ 의 중복점을 제거하여 만든 새로운 영상을  $S'_n(X)$ 라 했을 때, 식(9)의 우변에 있는  $S_n(X)$ 를  $S'_n(X)$ 로 대체하여도 식(9)의 좌변과 우변의 처리 결과가  $k \geq 0$  경우 항상 동일하게 되도록 MS 영상의 중복점을 제거하는 것이다.

$$X \circ kB = \bigcup_{n=k}^N [(S_n(X) \oplus nB)] = \bigcup_{n=0}^N [S'_n(X) \oplus nB] \quad (9)$$

이때  $k > 0$  경우 2진 영상  $X$ 를 형태소  $kB$ 로 열림

(opening)처리해서 나온 결과는 2진 영상  $X$ 의  $k$ 번째 부분 영상(partial image)이다.

또한 식(9)에서  $k=0$ 인 경우는 원래의 2진 영상이 복원되므로 이진영상은 여러개의 부분 영상들의 합집합으로 표현할 수 있다.

즉 LMS 영상은 부분 영상 및 원영상이 그대로 복원되게 MS 영상 골격점의 중복도를 줄이는 방법이다.

### 3. GMS 영상

그런데, LMS 영상에도 식(7)의 불림 처리에 의한 복원 과정에서 불 때 중복점이 많이 포함되어 어떤 골격점들은 생략해도 복원에 문제가 되지 않는 점들이 존재한다.

식(9)에 있는 부분 골격영상  $S_n(X)$ 의 중복점을 제거한 영상을  $S'_n(X)$ 라 했을 때, 식(9)의 우변에 있는  $S_n(X)$ 를  $S'_n(X)$ 로 대체한 경우 좌변과 우변이 오로지  $k=0$ 에서만 동일하게 되도록 MS 영상의 골격점을 생략하여 골격점의 중복도를 영(zero)으로 만드는 것이 GMS 알고리즘이다.

즉, GMS 영상은 부분 영상은 복원이 되지 않더라도 원영상은 항상 무손실로 복원되게 MS 영상 골격점의 중복도를 영으로 만드는 방법이다.

그림 5는  $3 \times 3$  SQ 형태소를 이용한 이진영상의 골격영상 3종류를 보여주는데 그림 5(a)는 원영상, (b)는 MS 영상, (c)는 LMS 영상, (d)는 GMS 영상이다.

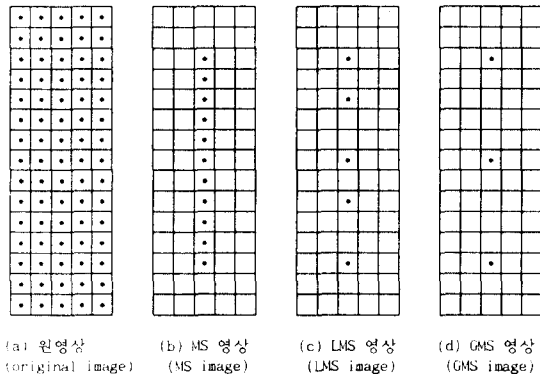


그림 5.  $3 \times 3$  SQ 형태소를 이용한 경우의 형태론적 골격 영상 3종류

Fig 5. Three kinds of morphological skeleton images with  $3 \times 3$  SQ

이들의 골격점수를 비교하면 그림 5(d)가 가장 적음을 알 수 있다. 이는 GMS 영상의 중복도가 영(zero)이기 때문이다.

그래서, 앞에서 소개된 3가지 골격영상의 중복도는  $MS \geq LMS \geq GMS$  인 관계가 있고, 이들 3가지 골격영상 중 GMS는 영상통신 및 데이터 압축에 적용할 때 가장 효율이 좋은 반면 처리시간은 가장 길어지는 단점이 있다.

### V. 직접 총체적 최소 골격화(DGMS)

GMS는 식(6)을 이용하여 얻은 MS 영상점들을 생략 알고리즘을 적용하여 중복도 영(zero)이 되도록 처리하는 방법이다.

그러나, DGMS는 식(6)에서 열림 처리를 생략하는 대신 형태소 종류에 따라 처리 방법을 다르게 한다.

즉, 일차원 형태소를 사용하는 경우는 그림 6과 같이 동일 형태소 검색 반복 횟수를 골격값에 적용하면 생략 알고리즘을 적용하기에 앞서서 행하는 전처리 과정이 필요 없다. 반면, 2차원 형태소인 경우는 그림 7과 같이 2진영상을 적용 형태소에 대하여 나오는 모든 녹입 영상들과 원래의 2진영상을 서로 비교하여 해당 위치에서 가장 큰 값을 선택하여 DGMS 전처리 영상을 만든 후 생략 알고리즘을 적용하여 골격점 중복도가 영(zero)인 DGMS 영상을 얻는다.

그래서, DGMS 영상은 기존의 방법과 다르게 형태소 종류에 따라 형태소 검색 반복 횟수 및 녹입 처리만을 사용하여 중복점이 없는 골격영상을 만드는 새로운 방법으로 GMS 영상과 DGMS는 중복점이 없는 성질과 복원시 원영상과 동일하게 되는 것은 서로 동일하지만, 이들 GMS와 DGMS 영상의 일부는 서로 다를 수 있다. 그러면, 여러 종류의 형태소를 이용하여 DGMS 영상을 만드는 과정을 살펴본다.

#### [1] 일차원 형태소 사용시 DGMS 처리

1-1. 일차원 형태소 사용시 DGMS 골격값  $DSKF$  검색  
그림 1. (a)의 형태소 또는 그림 1(b)의 형태소가 일차원 형태소이며 이경우 DGMS 골격값  $DSKF$  검색은 식(10)과 같다.

$$DSKF = RPT(X > B) + 1 \quad (10)$$

식(10)에서

$DSKF$ : DGMS 골격값(DGMS skeleton value)

$X$ : 원영상

$B$ : 형태소

$RPT(X \circ B)$ : 첫 번째 형태소 검색 끝점을 두 번째 검색 시작점으로 하여 형태소 반복 검색이 가능한 최대 횟수를 의미한다.

1-2. 일차원 형태소 사용시  $DSKF$  입력 위치 결정

그림 1. (a)의 형태소 또는 그림 1(b)의 일차원 형태소 기준점(→)에서 형태소 끝까지의 거리를  $R$ , 형태소 반복 검색이 중단되는 시작점 위치가  $(i, j)$ 이고, 이때  $G = RPT(X \circ B)$ 라 하면  $(i, j - G * R)$ 인 위치에  $DSKF$  값을 넣어 주면 된다.

1-3.  $1 \times 3$  SSE 형태소 사용에서  $DSKF$  검색

그림 1. (a)의 형태소와 같이 기준점(→)에서 좌우 대칭 되는 일차원 형태소를 SSE로 표시하며,  $1 \times 3$  SSE 형태소를 사용한 DGMS 알고리즘은 그림 6과 같이 2진 영상의 연속된 점이 있는 부분을 한번에 형태소와 동일하게 점 3개씩 검사 한다.

즉, 점 3개가 연속되어 있는 경우, 첫 번째 검색 끝점을 두 번째 검색 시작점으로 하여 몇 회 검색이 반복되는지 조사한다. 만일, 반복해서 나오는 횟수가  $G$  이면, 이 경우  $DSKF = G + 1$  이다. 또 형태소 반복 검색시 고립 점은  $DSKF = 1$  이다.

특히, 그림 6의 넷째번 검색시와 같이 연속되는 2개의 점이 형태소 보다 작 게 나오는 경우는 앞쪽 부분의 점들을 다시 고려하여  $DSKF = 2$ 를 해당 위치의 값으로 한다. 이와 같은 처리를 하는 것은 골격점 수를 최대한으로 줄이기 위함이다.

[2] 이차원  $3 \times 3$  SQ 형태소 사용시  $DSKF$  검색 및  $DSKF$  입력 위치 결정

그림 1(c)의 이차원  $3 \times 3$  SQ 형태소( $B$ )를 사용하는 경우의 DGMS 전처리 영상은 그림 7과 같이 2진 영상을 적용 형태소에 대하여 나오는 모든 녹임 영상과 2진 영상을 서로 비교하여 해당 위치에서 가장 큰 값을 선택하여 만든다. 이렇게 하여 만든 DGMS 전처리 영상을 생략 알고리즘에 의해 생략하면 DGMS 영상이 된다.



	처리 과정				형태소 검색 반복 횟수
원 영상	•	•	•	•	
첫째 검색	•	•	•		1회
둘째 검색		•	•	•	2회
셋째 검색			•	•	3회
넷째 검색				•	FAIL
☒ 표시		☒		☒	
위치 좌표		(i, j-3)	(i, j)		
첫째 DGMS 결과		4			
다섯째 검색			•	•	1회
둘째 DGMS 결과		4	2		

그림 6.  $1 \times 3$  SSE 형태소를 사용한 DGMS 처리과정  
Fig. 6 DGMS processing by  $1 \times 3$  SSE

즉 DGMS 전처리 영상  $DSKF(i, j)$ 를 수식으로 나타내면 식(11)과 같다.

$$DSKF(i, j) = MAX[X, X \ominus B, X \ominus 2B, \dots, X \ominus nB](i, j) \quad (11)$$

이렇게하여 만들어진 DGMS 전처리영상에 중복점 생략 알고리즘을 적용하면 중복점이 없는 DGMS 영상을 얻을 수 있으며 그림 8은 실제로 처리되는 DGMS를 보여준다.

그림 8(b)는 DGMS 전처리 영상으로 가운데의 '3'인 값만 남기고, 다른 값들은 모두 생략시키면 그림 8(c)의 DGMS가 되며, 그림 8(d)는 복원 결과로 원영상과 동일하다.

[3] DGMS 영상을 이용한 원영상 복원

복원은 동일한 부분 골격화 영상끼리 반복하여 복원하는 식(7)과 같이 하는 것이 아니라 DGMS 영상을 주사(scan) 하여 가는 도중에 임의의 점  $(i, j)$ 에서 골격값이  $DSKF(i, j) = n$ 이면 이 골격점에서 형태소  $B$ 로  $n-1$ 회 불림 처리하고,  $SKF(i, j) = 1$ 인 점은 그대로 놓아두는 방법으로 복원하면 DGMS영상을 한번 주사함으로 2진영상을 무손실로 복원할 수 있다. 즉 식(7)에 의한 방법 보다는도 복원 시간이 단축된다.

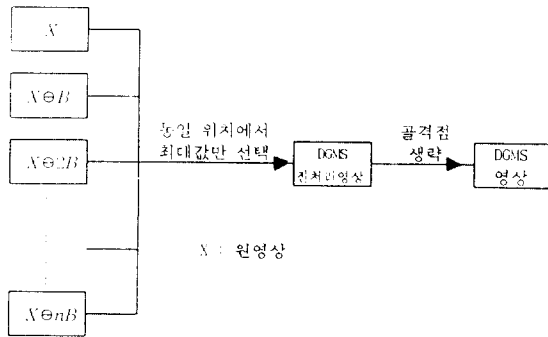


그림 7. 2차원 형태소에 의한 DGMS 처리 개략도  
Fig. 7 DGMS processing with 2D structuring element

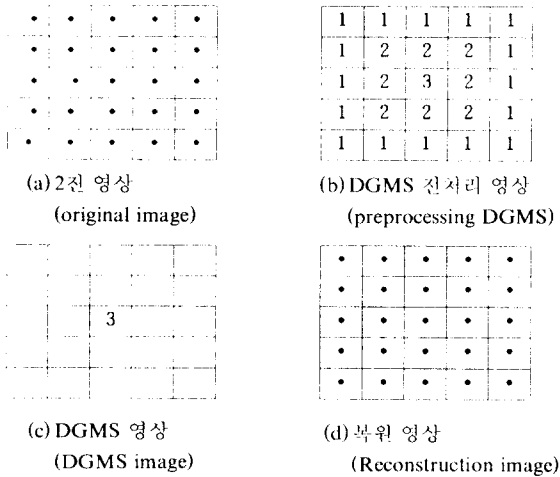
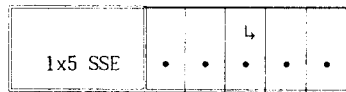


그림 8. 대칭인 3×3 SQ형 사용시 DGMS 및 복원  
Fig. 8 DGMS and reconstruction by DGMS image with SQ



		처 리 과 정																		
원영상		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
MS							4	4	4	4										
LMS							4			4										
GMS							4			4										
DGMS							4												2	
복원 영상		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

그림 9. DGMS와 MS, LMS, GMS의 골격값 비교 및 복원(1×5 SSE 사용)

Fig. 9 reconstruction image and each skeleton value of DGMS, MS, LMS and GMS by 1×5 SSE structure element

[4] 1×5 SSE 형태소가 적용한 골격영상 및 골격값 비교

그림 9과 같이 1×5 SSE 형태소를 이용하여 원래의 이진영상은 복원할 수 있는 골격영상은 MS, LMS, GMS, DGMS 와 같은 여러 종류의 골격영상을 얻을 수 있으며, 이들 영상 중에서 GMS와 DGMS 영상은 골격점 중복도가 영(zero)이다.

그런데, 그림 9 에서 LMS 영상이 GMS와 동일함을 볼 수 있는데 이는 골격영상의 중복도는  $MS \geq LMS \geq GMS$ 인 관계가 있기 때문이다.

또한 GMS 영상과 DGMS 영상도 완전하게 동일하지 않다. 이는 DGMS 알고리즘이 기존의 방법과 다르게 형태소 종류에 따라 형태소 검색 반복 횟수 및 녹임치리만을 사용하여 중복점이 없는 골격영상을 만드는 새로운 방법으로 GMS 영상과 DGMS는 중복점이 전혀 없는 성질과 복원시 원영상과 동일하게 되는 것은 서로 동일하지만, 이들 GMS와 DGMS 영상의 일부는 서로 다를 수 있기 때문이다.

### VI. 실험 및 고찰

실험 자료 영상은 비트맵 폰트 데이터인 경우 한글 2.0의 명조체와 궁서체를 37 포인트로 각각 확대 후 64×64 크기의 비트맵 폰트로 하였고, 256×256 크기의 다치 영상인 경우는 각 평균값으로 2치화한 것을 사용하여, 이들은 486D×66을 사용하여 그림 1의 NSE, SSE, SQ 형태소로 DGMS와 GMS처리하였다.

그림 10은 명조체와 이 글자체의 GMS와 DGMS 영상을 보이며, 그림 11은 궁서체와 이 글자체의 GMS와 DGMS 영상을 보여주는데 이들 골격영상은 그림 9에서 알 수 있듯이 GMS 영상과 DGMS 영상의 상당 부분이 일치하므로 시각적으로는 잘 구분되지 않는다.

표 1과 표 2에서 명조체와 궁서체를 3×3 SQ 형태소를 사용하여 GMS와 제안한 DGMS 방법으로 실험한 결과를 보인다.

이들에서 보면 명조체 ‘흠’에서 GMS 영상이 DGMS 영상보다 골격점의 수에서 2개 유리한 것도 있으나 전반적으로 동일한 개수를 보인다. 한편, 궁서체인 경우는 ‘인’을 제외하면 GMS 보다 제안한 DGMS 결과가 약 10 개정도 골격점의 수가 줄어들어 제안한 방법인 DGMS가 유리함을 알 수 있다. 이들 64×64 크기의 2진 폰트형 영상을 3×3 SQ 형태소로 GMS와 DGMS 처리할 때에 소요되는 시간은 1초 정도로 동일하다. 이는 단순하고 작은 데이터인 경우 사용된 486D×66 CPU의 처리 속도가 빠르기 때문에 큰 차이가 없는 것으로 생각된다.

그림 12는 256×256 GIRL을 3×3 SQ로 DGMS와 GMS 처리하는 것을 (b)와 (c)에서 각각 보여주지만 그림 9에서 알 수 있듯이 DGMS의 상당 부분이 GMS와 동일하므로 이들의 차이점이 시각적으로 잘 구분되지 않지만 표 3에서 보면 골격점 수가 GMS 보다 122개 개선된 것이며, (d)는 복원된 영상으로 원영상 (a)와 동일하다.

표 3은 256×256 2진영상에 여러 종류의 형태소를 적용하여 GMS와 DGMS 방법에 대한 골격점 수와 처리시간을 비교한 것이다.

즉, GIRL 영상에 일차원 형태소 1×2 NSE를 적용한 경우 GMS는 60초인 반면, DGMS는 1초로 되어, 처리 속도가 대단히 향상되었으며 골격점의 수도 제안한 방법이 우수하였다. 1×3 SSE를 적용한 경우도 GMS는 31초 DGMS는 1초로 되므로 제안한 방법이 우수하다.

또한 이 영상에 2차원 3×3 SQ 형태소를 적용하면 처리시간이 GMS는 48초인 반면 DGMS는 40초로 8초 정도 개선된 반면, 골격점 수는 실험에 사용된 3가지 형태소에 대하여 DGMS가 GMS보다 약 1.5~6.5% 향상되는 우수한 실험 결과를 얻고 있다.

GIRL 보다 조금 복잡한 영상인 LENA에 3×3 SQ 형태소를 적용할 때에도 처리시간이 GMS는 51초인 반면 DGMS는 43초로 처리시간이 8초 정도 개선되었고, 골격점 수에도 DGMS가 GMS보다 109개 유리하다.

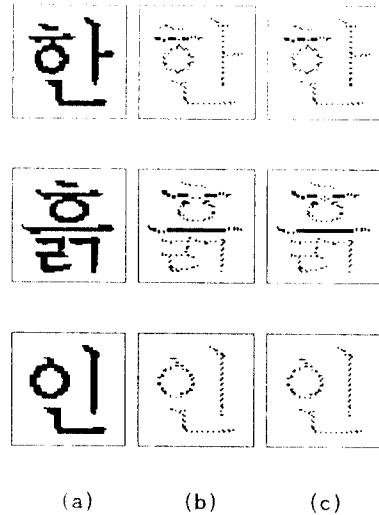


그림 10. (a)명조체 (b)GMS영상 (c)DGMS영상  
Fig. 10 Myung-jo font and GMS, DGMS image by 3×3 SQ

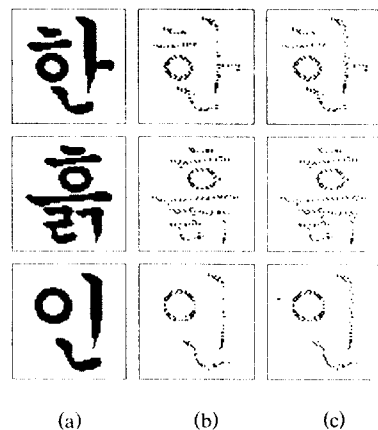


그림 11. (a)궁서체 (b)GMS영상 (c)DGMS영상  
Fig. 11 Gung-seo font and GMS, DGMS image by 3×3 SQ



표 1. 64×64 명조체 비트맵 폰트의 GMS, DGMS 골격점 갯수 비교

Table 1. Comparing each skeleton points of GMS and DGMS by HWP 2.0 명조 font image

명 조 체(64×64:4096비트):3×3 SQ 사용			
이진 비트맵 폰트	GMS 영상 골격점 수	DGMS 영상 골격점 수	GMS 점의 수 - DGMS 점의 수
HAN.MJO (한)	152 개	152 개	0 개
HEURK.MJO(흠)	246 개	248 개	-2 개
IN.MJO (인)	114 개	114 개	0 개

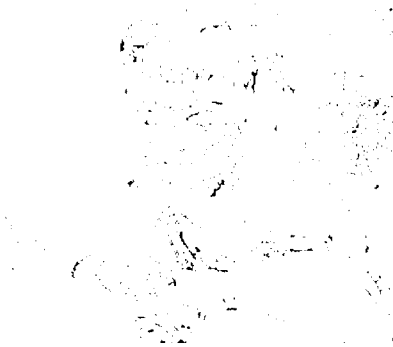
표 2. 64×64 궁서체 비트맵 폰트의 GMS, DGMS 골격점 갯수 비교

Table 2. Comparing each skeleton points of GMS and DGMS by HWP 2.0 궁서 font image

궁 서 체(64×64:4096비트):3×3 SQ 사용			
이진 비트맵 폰트	GMS 영상 골격점 수	DGMS 영상 골격점 수	GMS 점의 수 - DGMS 점의 수
HAN.GUN (한)	149 개	139 개	10 개
HEURK.GUN(흠)	192 개	181 개	11 개
IN.GUN (인)	115 개	116 개	-1 개



(a) GIRL 영상(256×256)  
(a) Original GIRL image



(b) 제안된 DGMS GIRL 영상(SQ)  
(b) DGMS image



(c)GMS image  
(c)GMS 영상(SQ)



(d)DGMS 또는 GMS 영상의 복원(SQ)  
(d)Reconstruction of DGMS or GMS image

그림 12. 3×3 SQ를 이용한 DGMS, GMS 및 원영상 복원  
Fig. 12 Applying 3×3 SQ structure element to an original binary image

표 3. DGMS 방법과 GMS에 의한 처리시간 및 골격점의 갯수 비교

Table 3. Comparing processing time and skeleton points number between between GMS and proposed DGMS with 3 kinds of structure element

256×256 이진영상		G I R L		L E N A		
		처리시간	골격점 갯수	처리시간	골격점 갯수	
형 태 수	NSE	GMS	60 sec	1759 개	64 sec	2617 개
	DGMS	1 sec	1732 개	1 sec	2616 개	
종 류	SSE	GMS	31 sec	2529 개	34 sec	3648 개
	DGMS	1 sec	2493 개	1 sec	3630 개	
종 류	SQ	GMS	48 sec	3114 개	51 sec	3824 개
	DGMS	40 sec	2912 개	43 sec	3715 개	

## Ⅶ. 결 론

GMS는 식(6)과 생략 알고리즘을 적용하여 골격점의 중복도가 영(zero)인 골격영상을 만드는 방법이지만 처리시간 및 연산이 복잡한 단점이 있다.

이를 개선하기 위하여 본 논문에서 제안한 DGMS는 식(6)에서 열림 처리를 생략하는 대신 1차원 형태소는 그림 6과 같이 동일 형태소 검색 반복 횟수를 골격값에 적용시켜 한번 주사(scan)로 DGMS 영상을 만든다. 그리고, 2차원 형태소인 경우는 그림 7과 같이 2진영상을 적용 형태소에 대하여 나오는 모든 녹입 영상과 2진영상을 서로 비교하여 해당 위치에서 가장 큰 값을 선택하여 DGMS 전처리 영상을 만든 후 생략 알고리즘을 적용하여 골격점의 중복도가 영(zero)인 영상을 만드는 새로운 알고리즘이다.

제안한 DGMS로 실험한 결과 표 1, 표 2, 표 3과 같은 결과를 얻었다.

표 1과 표 2에서 64×64 크기의 명조체 및 궁서체 이진 비트맵 폰트를 3×3 SQ 형태소로 GMS와 DGMS 처리한 결과를 보면 명조체 글자들의 경우는 GMS와 DGMS 처리한 영상의 골격점 수는 각각 거의 동일하지만 궁서체인 경우는 제안한 방법이 '인'을 제외하면 골격점 수에 있어 약 10 개정도 개선되는 결과를 얻고 있으며 처리시간은 64×64 크기의 단순하고 작은 데이터인 경우 처리시간이 1 초미만으로 거의 비슷하다.

표 3에서 256×256 크기의 GIRL과 LENA 이진영상에 1차원 형태소와 2차원 형태소를 적용했을 때 골격점의 중복도가 영(zero)인 DGMS 영상의 골격점 수는 GIRL 영상인 경우 약 1.5~6.5% 정도 제안한 DGMS가 GMS 방법보다 유리하지만, LENA 영상과 같이 GIRL 영상보다 복잡한 영상인 경우는 GIRL 보다는 개선의 정도가 낮다. 또한 처리시간에서도 GIRL과 LENA 영상 모두 1차원 형태소 적용시는 30~60 배정도 제안한 DGMS 방법이 GMS 보다 빠르고, 2차원인 3×3 SQ 형태소 적용 시는 DGMS 쪽이 GMS보다 8초 정도 각각 개선되었다.

이것은 DGMS에서는 1차원 형태소인 경우는 오로지 한번 주사(scan)함으로 중복도가 영인 골격영상을 만들 수 있지만 GMS는 녹입 처리가 가능한 만큼 계속 반복 주사(scan)해야 되므로 처리시간에 있어 많은

차이가 있다.

또한 2차원 형태소 적용 시에도 DGMS는 식(6)에서 나오는 열림 처리와 팽셈 처리가 없기 때문에 GMS 보다는 처리시간이 단축된다.

즉 처리시간 및 골격점 수에 있어 DGMS는 GMS 보다 유리하다. 그래서, 앞으로 이를 영상통신, 데이터 압축, 컴퓨터 비전 등의 분야에 적용할 수 있으리라 기대된다.

## 참 고 문 헌

1. Ioannis Pitas, Digital Image Processing Algorithms. p346-350, Prentice Hall 1993.
2. Robert M Haralick & Linda G. Shapiro, Computer and Robot Vision Voll, p157-230, Addison Wesley 1992
3. R.G Gonzalez & R.E Woods, Digital Image Processing. p518-557, Addison Wesley 1992.
4. William K.Pratt, Digital Image Processing, 2nd Edition p449-490 Wiley-Interscience 1991.
5. J. Serra , Image Analysis and Mathematical Morphology Vol. 1, Academic Press, Inc. 1989.
6. Petros A. Maragos "Pattern Spectrum and Multiscale Shape Representation" IEEE Trans on PAMI vol.11, No.7, p701-716, Jul 1989.
7. Petros Maragos and Ronald W. Schafer "Morphological systems for multidimensional signal processing," IEEE vol.78, No.4, Apr p690-709, 1990.
8. Charles R.Giardina & Edward R.Dougherty, Morphological Methods in Image and Signal Processing, p1-35, p156-216, Prentice Hall 1988.
9. Petros A.Maragos and Ronald W. Schafer "Morphological skeleton representation and coding of binary image," IEEE Vol ASSP. 34 No.5, p1228-1244, Oct 1986.
10. Robert M.Haralick, Su Chen and Tapas Kanungo "Recursive Opening Transform," IEEE 1992 p560-565.
11. Tun-Wen Pai and H.L.Hansen "An improved image coding algorithm using morphological operator theory," IEEE 1991 p2761-2764.

- 12. Amalie J.Frank- "Progressive image transmission using a growth geometry coding," Proc IEEE 68, no.7, p897-909, jul. 1980.
- 13. John Goutsias and Dan Schonfeld "Image coding via morphological transformations: A general theory," IEEE p178-183 1989.



鄭 起 龍(Gi-Ryong Jeong) 正會員

1957년 2월 26일생

1983년 2월: 한국항공대학 통신공학과(공학사)

1989년 3월: 동아대학교 대학원 전자공학과(공학석사)

1995년 2월: 동아대학교 대학원 전자공학과 박사과정 수료

1988년 4월~현재: 한국해양대학교 해사수송과학부 조교수

※주관심분야: 영상신호처리 및 영상통신 등.

金 巨 煥(Shin-Hwan Kim)

正會員

1952년 4월 6일생

1975년 2월: 한국항공대학 통신공학과(공학사)

1983년 2월: 전북대학교 대학원 전기공학과(공학석사)

1985년 4월~1988년 3월: 일본 동경대학 대학원 전자공학과(공학박사)

1983년 3월~현재: 대구대학교 정보통신공학과 교수

1996년 1월~현재: 한국통신학회 방송 및 뉴미디어 연구회 위원장

※주관심분야: 영상신호처리 및 영상통신 등.

※한국통신학회 1993년 9월 제18권 제9호 참조

金 斗 泳(Doo-Young Kim)

正會員

1972년 2월: 부산대학교 전자공학과(공학사)

1975년 2월: 부산대학교 대학원 전자공학과(공학석사)

1983년 9월: 경북대학교 대학원 전자공학과(박사수료)

1977년 3월~현재: 동아대학교 전자공학과 교수

※주관심분야: 디지털신호처리, 영상처리 및 컴퓨터 비전

※한국통신학회 1995년 1월 제1호 참조



金 明 起(Myong-Ki Kim) 正會員

1951년 8월: 해군사관학교(이학사)

1958년 6월: 미국해군공과대학 전자공학과(공학사)

1966년 2월: 서울대학교 대학원 전자공학과(공학석사)

1976년 2월: 동아대학교 대학원 전자공학과(공학박사)

1972년 9월~1995년 2월: 동아대학교 전자공학과 교수

1995년 3월~현재: 동아대학교 전자공학과 명예교수

※주관심분야: 디지털신호처리