

이진 형태론의 HYBRID 형태소에 의한 압축

正會員 鄭起龍*, 金臣煥**, 金斗泳***, 金明起***

Binary Image Compression with Morphological Hybrid Structuring Elements

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

요 약

형태론적 골격 영상(MS:morphological skeleton) 점들은 이들만으로 원영상을 무손실로 복원시킬 수 있는 특성이 있다. 한편 MS 영상은 복원시 생략할 수 있는 점들이 많이 포함 되어 있어서, 이 점들의 중복도(redundancy) 개선 방법으로 국부적 최소 세선화(LMS:locally minimal skeleton)와 총체적 최소 세선화(GMS:globally minimal skeleton) 방법이 있다. 이들 중복도 개선 방법 중 GMS 영상 처리는 MS 영상의 중복도를 영(zero)으로 하는 방법 이므로 영상 통신에 적용시 데이터 압축에 가장 좋다.

그러나, 이 방법도 형태소(structuring element) 가 2차원이 되면 GMS 영상에 골격함수값(SKF:skeleton function)이 '1'로 계속 이어져 나오는 부분이 많이 나오게 되며, 이 부분을 Elias 부호[9]로 부호화하면 부호화 효율이 떨어진다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 GMS 처리 후 $SKF=1$ 인 부분을 방향성이 고려된 일차원 형태소로 다시 GMS 처리하여 부호화하는 hybrid 형태소에 의한 부호화 방법을 제안한다. 그리고, 그 시뮬레이션 결과 데이터 압축이 최대 12.615% 정도 개선되는 결과를 얻었다.

ABSTRACT

Original binary image can be reconstructed without any distortion by MS(morphological skeleton) image. Though we reduce some points in a MS image, there is no problem to reconstruct original image by it. And then, there are two methods of LMS and GMS which reduce the redundant points of a MS image. The redundancy degree of a GMS image is zero and it is less than that of LMS. And then, GMS image is the best thing of the three

*한국해양대학교 해사수송과학부 조교수
**대구대학교 정보통신공학과
***동아대학교 전자공학과 교수
論文番號:96097-0322
接受日字:1996年 3月 22日

kinds of morphological skeleton images to enhance the compression efficiency by the Elias code. But there are continous $SKF=1$ points in a GMS image whenever using 2 dimensional structuring element. Those points in a GMS image gives rise to a bad compression efficiency. And then, solving this problem, this paper proposes hybrid structuring elements processing algorithms for binary image compression.

I. 서론

영상 정보는 인간의 시각에 직접적으로 호스하는 정보이고 이해의 즉시성 내지 즉효성의 면에서 극히 뛰어난 정보 전달 매체이다. 이와 같은 특성을 갖는 영상 정보는 정보사회의 핵심적 정보 전달 매체로 되고 있지만, 데이터의 양이 방대하므로 전송 비용이 고가로 되고 있다. 이를 해결하기 위한 데이터 압축의 한 방법으로 모폴로지[1]~[4]를 이용한 연구가 진행되어 오고 있다.

모폴로지는 집합론에 기반을 둔 G. Matheron과 그 이론을 발전시킨 J.Serra[5], P.Maragos[6][7], E.R. Dougherty[8] 등과 M. Haralick[1][6]에 의하여 체계적으로 발전되었고, 여러 영상 처리 분야 중 병렬 처리 기법을 이용할 수 있는 장점을 가지고 있으며, 이는 에지(edge) 검출, 물체 모양의 비교 및 판단에 사용하는 패턴 스펙트럼[4], 잡음 제거 등 다양한 영상 신호 처리 분야에 적용되고 있다.

모폴로지 영상 처리에는 2진 영상 처리와 다치 영상 처리[1][8]에 대한 것으로 구분할 수 있지만 여기에서 논의는 2진 모폴로지로 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 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 개

선된다.

한편, LMS 영상에도 복원 과정을 살펴보면 중복도가 있기 때문에 이를 개선한 중복도가 영(zero)인 GMS 방법이 있다. 즉, 이들 3가지 골격영상 중 GMS는 영상통신 및 데이터 압축에 적용할 때 가장 효율이 좋다.

그러나, 이 방법은 형태소가 2차원이며, 크기가 커지면 골격 함수값(SKF)이 '1'로 계속 이어져 나오는 부분이 많이 나오게 되며, 이 부분을 Elias 부호[9]로 부호화하면 부호화 효율이 떨어진다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 총체적 최소 세션화(GMS:globally minimal skeleton) 처리 후 $SKF=1$ 인 부분은 방향성이 고려된 일차원 형태소로 다시 GMS 처리하여 부호화하는 방법을 hybrid 형태소에 의한 부호화로 정의하고 이를 2진 영상의 골격 영상 압축에 대한 새로운 알고리즘으로 제안한다.

제안된 방법의 검정을 위하여 256x256 크기의 2진 영상 5개를 시뮬레이션한 결과, 한가지 종류의 형태소를 사용한 압축 보다는 제안한 hybrid 형태소를 사용하여 Elias 부호에 적용했을 때 최대 12.615% 정도 데이터 압축이 개선되는 결과를 얻고 있다.

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 dilation, erosion, closing, opening 이 있고 이들을 식으로 표시하면 식(1), (2), (3), (4)와 같다.

$$\text{dilation(불림) 연산: } X \oplus B \tag{1}$$

$$\text{erosion(녹임) 연산: } X \ominus B \tag{2}$$

$$\text{closing(불입) 연산: } X \cdot B = (X \oplus B) \ominus B \tag{3}$$

$$\text{opening(열림) 연산: } X \cdot B = (X \ominus B) \oplus B \tag{4}$$

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

2진 영상을 형태론적으로 연산 처리할 때, 그림 1(a)와 같이 1x3 크기의 1차원 선형이며 기준점(·)으로부터 좌우 대칭 되는 형태소는 SSE(symmetric structuring element), 그림 1(b)와 같이 1x2 크기의 1차원 선형이며 기준점(·)으로부터 비대칭인 형태소는 NSE(non symmetric structuring element), 그림 1(c)의 45도 기울어진 일차원 형태소를 45L, 그림 1(d)와 같이 3x3 크기의 2차원 정방형이고 기준점(·)으로부터 대칭인 형태소는 SQ(square)로 간단하게 표시하기로 한다.

SSE, NSE, 45L, SQ등 여러 종류의 형태소는 영상에 따라 선택 사용하는 것이 효율적이다.

형태소 nB 는 B 를 $n-1$ 회 dilation 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 dilation 및 erosion 하는 것을 형태론적으로 표현하면 $X \oplus nB$ 또는 $X \ominus nB$ 로 표현되며 $n=0$ 인 경우는 모두 X 이다.

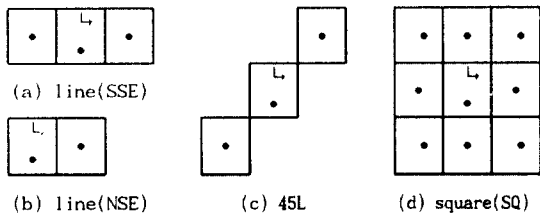


그림 1. 형태소 종류
Fig 1. Structuring elements

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 원래

의 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.

그림2는 MS 처리 과정을 보이며, 그림 3은 식(7) 우변의 부분 골격 $S_n(X)$ 를 각각의 골격값 곱에 해당하는 형태소로 dilation 처리한 것들을 합하여 원래의 이진영상으로 복원하는 과정을 보이며, 그림 2과 그림 3에서 OR는 OR 연산, XOR는 배타적 OR 연산을 뜻한다.

$$S(X) = \bigcup_{n=0}^N \{(X \ominus nB) - (X \ominus (n+1)B) \cdot B\} \quad (6)$$

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

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

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

동일한 골격값 기리만을 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 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 erosion에 의한 골격영상이 존재함을 의미한다.

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

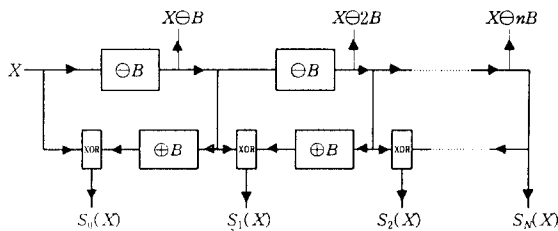


그림 2. 부분 골격영상으로 분해
Fig 2. Decompositon into partial skeleton image

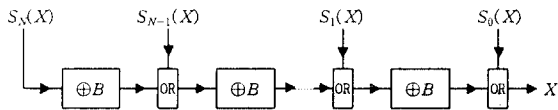


그림 3. 부분 골격영상으로 원영상 복원
Fig 3. Reconstruction from partial skeleton image

2. LMS 영상

MS 영상에는 식(7)의 dilation 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 골격 $S_n(X)$ 의 중복점을 제거하여 만든 새로운 영상 $S'_n(X)$ 로 대체하여도 식(9)의 좌변과 우변의 처리 결과가 $k \geq 0$ 경우 항상 동일하게 되도록 MS 영상의 중복점을 제거하는 것이다.

이때 $k > 0$ 경우 2진 영상 X 를 형태소 kB 로 opening 처리한 결과를 2진 영상 X 의 k 번째 부분 영상(partial image)이라 한다. 그래서, 2진 영상의 부분 영상은 식 (9)와 같이 opening 처리 식으로 표현할 수 있다.

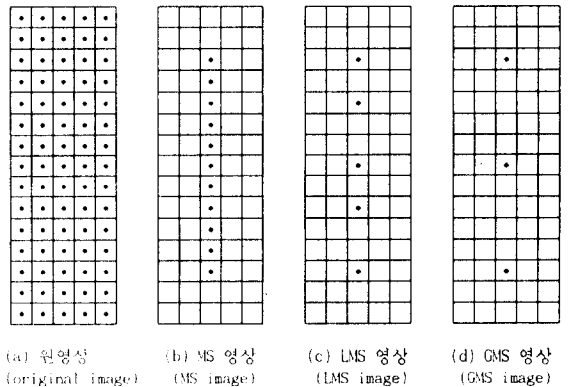
또한 식(9)에서 $k=0$ 인 경우는 원래의 2진 영상이 복원되므로 이진영상은 여러 개의 부분 영상들의 합 집합으로 표현할 수 있다.

$$X \cdot kB = \bigcup_{n=k}^N [S_n(X) \oplus nB] \quad (9)$$

3. GMS 영상

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

즉, 식(9)에서 부분 골격 $S_n(X)$ 의 중복점을 제거한 영상 $S''_n(X)$ 로 대체했을 때 좌변과 우변이 오로지 $k=0$ 에서만 동일하게 되도록 MS 영상의 골격점 중복도를 영(zero)으로 만드는 것이 GMS 알고리즘이다. 즉



(a) 원영상 (original image) (b) MS 영상 (MS image) (c) LMS 영상 (LMS image) (d) GMS 영상 (GMS image)

그림 4. 3x3 SQ형태소를 이용한 경우의 형태론적 골격 영상 3종류
Fig 4. Three kinds of morphological skeleton images with 3x3 SQ

GMS 영상은 MS 영상을 이용하여 만들기 때문에 MS 영상을 GMS 영상의 전처리 영상으로 볼 수 있다.

GMS 영상의 중복도가 영(zero)이므로 앞에서 소개된 3가지 골격영상의 중복도는 $MS \geq LMS \geq GMS$ 인 관계가 있다.

그래서, 이들 3가지 골격영상 중 GMS는 영상통신 및 데이터 압축에 적용할 때 가장 효율이 좋으며 그림 1(c)의 3x3 SQ 형태소 사용시 MS, LMS, GMS 영상은 그림 4와 같다.

V. 총체적 골격 영상 압축

형태론을 사용한 2진 영상 압축은 그 영상에 적합한 형태소를 사용하여 GMS 영상을 만들고 이 영상에 줄길이(run length) 부호화 방법을 적용하는 것이 효율적임을 IV장의 그림 4를 보면 알 수 있다.

본 논문에서는 이진 영상에 2차원 형태소 그림 1(d)의 3x3 SQ 형태소 B를 사용하여 데이터 압축하는 과정을 그림 5에서 설명하고자하며, 이때 사용하는 줄길이 부호화에 사용되는 부호는 3진 Elias 부호로 한다.

이 부호는 줄길이가 끝남을 표시하는 분리부호로 comma(,)를 00 으로 하며, 0은 01, 1은 10, 2는 11로

표현하는 부호이다. 특히 이 부호 사용시 골격값이 다른 영상면은 comma(,) 두개 즉 0000을 사용하여 서로 다른 영상면을 분리할 수 있다.

그림 5는 그림 1(c)의 3x3 SQ 형태소를 사용하여 GMS 영상을 구한 후 이를 골격값에 따라 영상면을 분리하는 과정을 보인다. 즉 그림 5(a)는 이진 영상이고 그림 5(b)는 3x3 SQ 형태소 사용시의 MS 영상이다. 그리고, 그림5 (c)의 GMS 영상은 그림 5(d)와 (e)의 부분 골격 영상으로 분리되는데 (d)는 $SKF=1$ 인 영상 $S_0(X)$ 이다. $S_0(X)$ 내에 있는 골격점끼리의 거리를 Elias 부호로 부호화 하면 (d)에서 보이듯이 12, 1, 1, 25,1로 되어 이것을 비트 스트림(bit stream)으로 표시하면 101001001000100011111000100000 이 되어 총 30 비트가 필요하다.

VI. hybrid 형태소를 사용한 압축

앞의 IV, V장에서 설명한 기존의 수리형태학에 의한 이진 영상 압축에는 한 종류의 형태소만을 이용하여 GMS 영상을 만든 후 이 영상에서 동일한 골격값들만을 모아서 여러 개의 부분골격영상으로 분리하고 이들을 Elias 부호로 부호화하는 것이 데이터 압축에 가장 유리하다고 했다.

그러나, 형태소의 크기가 커질수록 연속된 $SKF=1$ 의 골격점들이 많이 발생하게 되는데 이들은 Elias 부호로 부호화할 때 부호화 효율을 감소시킨다.

그래서, 본 논문에서는 $SKF \geq 2$ 인 영상들을 우선 Elias 부호로 부호화하고, $SKF=1$ 의 골격점으로 구성된 영상을 다시 이진 영상으로 간주하여 이를 방향성이 고려된 일차원 형태소를 사용하여 GMS 영상을 만들고 이것을 Elias 부호로 부호화한다.

이러한 과정을 거치면 이진 영상은 서로 성질이 다른 두개의 형태소가 사용되기 때문에 두개의 GMS 영상이 얻어지며 이들을 Elias 부호로 부호화한 두개의 화일이 나온다.

즉, hybrid 형태소에 의한 이진 영상 압축은 데이터 압축에 두 종류의 서로 다른 형태소를 적용하여 데이터 압축에 필요한 골격점수를 감소시켜 데이터 압축 효율을 향상시키는 새로운 방법이다.

그러면, 이진 영상에 이차원 형태소인 3x3 SQ 형태소를 적용하여 얻은 GMS 영상에서 $SKF=1$ 인 골

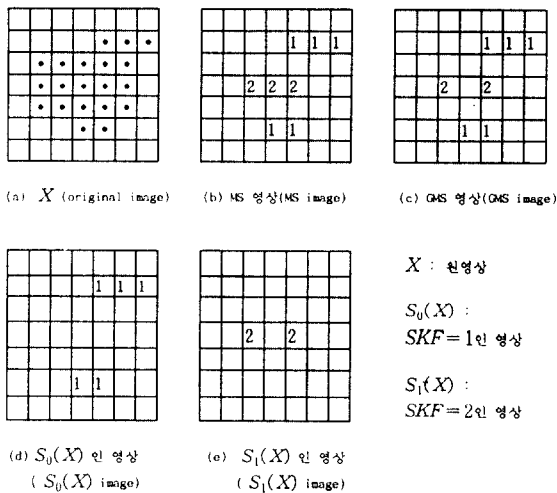


그림 5. 3x3 SQ 형태소를 이용한 GMS 영상 및 SKF값에 따른 영상면 분리
 Fig 5. Decomposition of GMS image with 3x3 SQ according to the SKF

격점들로 구성된 영상을 분리하고 이 영상에 방향성을 고려한 일차원 형태소 1x2 NSE와 45도 방향성을 가진 그림 1(c)의 형태소 45L을 이용한 경우에 데이터 압축 관계를 비교하여 설명한다.

1) 일차원 형태소 1x2 NSE를 $SKF=1$ 인 영상에 적용

그림 6(a)의 이진영상 X 를 그림 1(d)의 2차원 형태소 3x3 SQ로 GMS 처리하면 그림 6(b)가 되며 이를 Elias 부호로 압축하기 위하여 골격값에 따라 영상면을 분리하면 그림 6(c),(e)가 된다. 그런데, 2차원 형태소 사용자 $SKF=1$ 인 $S_0(X)$ 영상에 골격점들이 연속해서 나오는 경우에 효율적인 압축을 위하여 $S_0(X)$ 영상에 일차원 비대칭 형태소인 그림 1(b)의 1x2 NSE 형태소를 사용하면 그림 6(d)와 같이 골격점 수가 감소된 영상이 얻어지며, 이것이 압축에 좋은 영향을 준다.

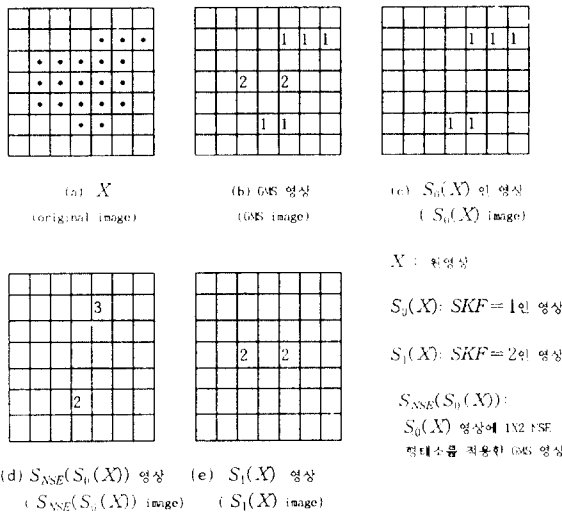


그림 6. hybrid 형태소의 의한 압축 전처리(3x3 SQ, 1x2 NSE)

Fig 6. preprocessing with hybrid structure elements

즉, 그림 6(a)를 그림 1(d)의 3x3 SQ 형태소로 GMS 처리된 영상은 그림 6(b)와 같다. 이 영상에서 $SKF=1$ 인 골격점을 모은 $S_0(X)$ 영상의 골격점 수는 5개가 되며 이들 골격점을 보면 연속된 점들로 구성 되어있다.

그런데, 이들 연속된 점들은 3진 Elias 부호로 부호

화하면 V장에서 설명한 바와 같이 총 30 비트가 필요하다.

반면, 그림 6(c)의 영상에 비대칭 일차원 형태소인 1x2 NSE를 다시 사용하여 GMS 영상을 만들면 그림 7(d)에서 보이듯이 2개의 고립된 점들로 되는 $S_{NSE}(S_0(X))$ 영상을 얻게 된다. $S_{NSE}(S_0(X))$ 영상에서 골격값이 제일 큰 것은 3이다. 이는 3개의 영상면으로 분리하여 부호화 해야되는 것을 의미한다.

그래서, 이를 Elias 부호로 부호화하면 39, 12가 되며 이에 대한 비트스트림은 00001010100100001010010000로 총 26 비트가 된다.

이것을 제안한 방법의 부호화에 필요한 비트수가 그림 5(d)와 그림 6(c)를 부호화 할때 필요한 비트수 보다 4비트 감소하였다.

2) 일차원 형태소 45L을 $SKF=1$ 인 영상에 적용

그림 7(a)는 이진 영상이고 그림 7(b)는 3x3 SQ 형태소 사용시의 MS 영상이다. 그리고, 그림 7(b)의 GMS 영상에서 $SKF=1$ 인 영상을 분리한 것이 그림 7(c)의 $S_0(X)$ 이다.

그림 7(c) 영상을 위에서 설명한 방법인 Elias 부호로 부호화하면 총 32 비트가 필요하다.

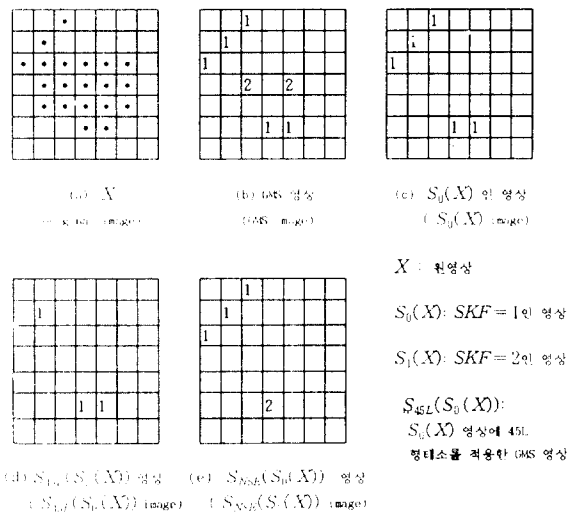


그림 7. hybrid 형태소에 의한 압축 전처리(3x3 SQ and 45L)

Fig 7. preprocessing with hybrid structure elements

한편, 그림 7(c) 영상 $S_0(X)$ 에 45도 기울어져 있는 일차원 형태소인 그림 1(c)의 45L을 적용한 GMS 영상은 그림 7(d) 영상이며, 이 영상을 Elias 부호로 부호화하면 총 24 비트가 필요하다.

위의 결과를 비교하면 그림 7(a)를 형태학적 방법으로 데이터 압축하는 경우 45L 형태소를 이용한 제안한 방법이 3x3 SQ 한 종류 형태소를 사용한 기존 방법보다 데이터 압축에 8비트 유리하다.

그리고, 그림 7(c)는 그림 7(c) 영상에 1x2 NSE 형태소를 사용한 경우에 얻어지는 hybrid 형태소에 의한 GMS 영상으로, 이 영상의 동일한 골격값이 있는 점들의 위치 정보를 표시하면 3, 6, 6, ... 가 되며, 이것을 Elias 부호로 부호화하면 109100110...11010000101010010000 이 되어 총 32 비트가 필요하다.

위의 그림 7(d) 와 그림 7(e)에 대한 Elias 부호로 부호화한 결과를 비교하면 전자의 경우가 8비트 유리하다.

이는 성질이 다른 두 종류의 형태소를 사용하더라도 방향성을 고려하는 것이 데이터 압축에 유리함을 뜻한다.

위와 같은 방법으로 압축된 데이터를 무손실로 복원하려면 복원에 필요한 정보를 압축 화일의 헤더(header) 부분에 포함 시켜야된다.

즉, 형태소 종류를 1 BYTE로 표시하면 256가지의 형태소를 표현 할 수 있을 것이다. 또한 부분 골격 영상면 정보를 나타내는 골격점 값은 255 이하로 구성되므로 1 BYTE로 표현 할 수 있다.

그래서, 한가지 2차원 형태소만을 사용하는 경우는 형태소에 대한 정보가 한 개로 1 BYTE 필요한 반면, hybrid 형태소를 사용하는 경우는 헤더에 포함되는 정보로 일차원 형태소 정보와 일차원 형태소에 의한 최대 골격점 정보, 이차원 형태소 정보를 포함하여 3 BYTE면 충분하다.

Ⅶ. 시뮬레이션 결과 및 고찰

시뮬레이션 자료 영상은 크기 256x256, 8비트 영상의 각 평균값을 기준으로 하여 2치화하였고 이를 486DX66으로 처리하였다. 그리고, 압축에 사용한 부호는 여러 개의 영상면을 분리할 수 있으며 줄 길이(run length) 방식에서 점들이 서로 떨어져 있을 때 부호화 효율을 향상시킬 수 있는 3진 Elias 부호[9]를 사

용한 시뮬레이션 결과 및 이에 대한 고찰을 한다.

[1] 시뮬레이션 결과

형태론적 골격화 방법은 형태소를 이용하여 이진 영상을 무손실로 복원할 수 있는 GMS 영상을 만드는데 적용하는 형태소는 일차원 형태소 보다 이차원 형태소가 많이 사용된다.

그림 5에서 설명한 바와 같이 이진 영상에 이차원 형태소를 적용하면 GMS 영상은 $SKF=1$ 인 골격값과 $SKF \geq 2$ 인 골격값을 갖는 여러 개의 점들이 나온다. 그런데, 이 GMS 영상에는 $SKF \geq 2$ 인 점들은 서로 떨어져 있는 반면 $SKF=1$ 인 점들은 연속된 점으로 구성된 부분이 나올 수 있다.

이와 같이 연속된 $SKF=1$ 인 골격점들을 3진 Elias 부호로 데이터 압축하는 경우 부호화 효율이 감소된다는 것은 V장의 GMS 영상 압축에 관한 내용에서 이미 설명되었다. 그래서, 효율적인 압축을 위하여 $SKF=1$ 인 골격 영상의 점을 줄일 수 있는 방법이 필요하다.

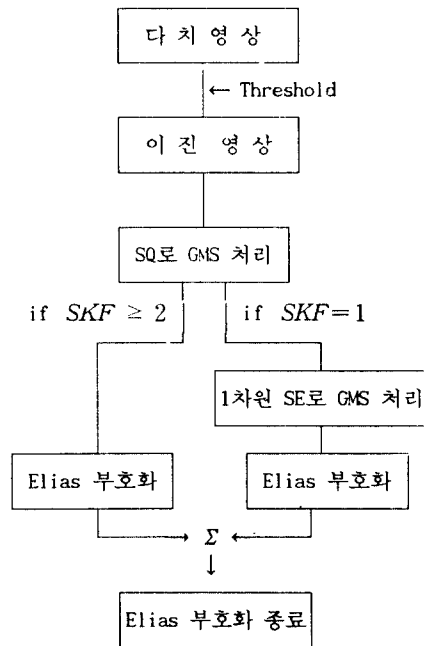


그림 8. hybrid 형태소에 의한 이진 영상의 압축 알고리즘
Fig 8. binary image compression by hybrid SE(structuring elements)

그림 8은 이와 같은 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서 제안한 hybrid 형태소 처리에 관한 개략도이다.

즉, hybrid 형태소에 의한 이진 영상 압축 알고리즘은 연속된 $SKF=1$ 인 점들을 Elias 부호로 부호화할 때 데이터 압축률을 개선하기 위하여 첫째, 3×3 SQ 형태소로 GMS 처리한다. 둘째, $SKF \geq 2$ 인 영상은 그대로 Elias 부호화한다. 셋째, $SKF=1$ 인 골격점만을 선택한 영상을 만든다. 넷째, $SKF=1$ 인 영상에 방향성이 고려된 일차원 형태소를 재차 적용하여 GMS 처리된 영상을 Elias 부호로 부호화한다.

그림 8과 같은 방법으로 5개의 실험 영상에 시뮬레이션한 결과 표 1과 표 2를 얻었다. 이들 표에서 보이듯이 압축에 필요한 골격점수가 현저하게 감소할 뿐만 아니라 데이터 압축에 필요한 BYTE도 제안한 방법이 한가지 종류의 형태소 3×3 SQ만을 이진 영상에 적용한 경우 보다 압축에 있어 최대 12.615% 정도 개선되었다.

즉, 256x256 크기의 2진 영상에 3×3 SQ 형태소와 1x2 NSE를 이용하는 hybrid 형태소에 의한 결과가 기존 방법 보다 데이터 압축에 GIRL 영상은 44 바이트 감소, LENA는 29 바이트 감소, DOLLAR 인 경우는 무려 657 바이트 각각 감소하는 결과를 얻었다.

반면, 256x256 크기의 2진 영상에 3×3 SQ와 45도 기울어진 일차원 형태소 45L를 이용하는 hybrid 형태소에 의한 결과가 기존 방법 보다 LENA는 69 바이트

감소, DOLLAR 인 경우는 88 바이트 각각 감소한 반면 GIRL 영상은 동일한 결과를 얻고 있다.

위의 두 경우를 보면 이진 영상을 데이터 압축하는 경우 방향성을 고려한 hybrid 형태소를 사용하는 것이 기존방법 보다 효율적임을 알 수 있다.

[2]고 찰

표 1에서 제안한 방법이 기존의 방법 보다 데이터 압축에 필요한 골격점 수가 2.376%~43.404% 정도 감소함을 알 수 있다.

표 2를 보면 1x2 NSE 형태소를 사용한 PROPOSED METHOD (A) 결과가 45도 기울어진 형태소 45L을 사용한 PROPOSED METHOD (B) 결과보다 압축에 다소 유리한 영상은 GIRL과 CRONK, DOLLAR이다.

이들 영상은 3×3 SQ를 적용하여 얻어진 GMS 영상내에서 $SKF=1$ 인 골격점만을 모은 영상의 방향성은 45도 방향 성분 보다는 수평 성분이 많음을 의미한다. 특히 DOLLAR 영상인 경우는 수평 성분이 아주 강하기 때문에 기존의 방법으로 형태소를 적용하여 Elias 부호화한 것 보다 PROPOSED METHOD (A) 결과는 무려 657 BYTE 유리함을 보이고 있다.

한편 LENA 영상의 경우는 45도 기울어진 성분들이 많이 있기 때문에 45L 형태소를 사용할때 부호화 효율이 제일 양호한 반면, NEWYORK 영상은 수평

표 1. hybrid 형태소에 의한 것과 기존 방법과의 골격점 갯수 비교

Table 1. Comparing skeleton points between proposed methode and old methode

256X256 이진영상	hybrid 형태소 사용시 골격 점 갯수(3x3 SQ and 1X2 NSE)			hybrid 형태소 사용시 골격 점 갯수(3x3 SQ and 45L)			3X3 SQ 1개 사용 시 골격 점 갯수
	METHOD1	METHOD2	합계	METHOD1	METHOD2	합계	
GIRL	883개	1640개	2523개	1302개	1640개	2942개	3114개
LENA	1456개	1508개	2964개	1796개	1508개	3304개	3824개
CRONK	258개	875개	1133개	522개	875개	1397개	1431개
NEWYORK	504개	1179개	1683개	631개	1179개	1810개	2306개
DOLLAR	2398개	1210개	3608개	4487개	1210개	5697개	6375개
*METHOD1: 2진 영상을 3x3 SQ로 GMS 구한후 $SKF=1$ 인 골격점만을 모아서 새로운 이진 영상을 만들고 이를 일차원 형태소로 GMS 영상을 구했을 때 이 영상의 골격점 갯수 *METHOD2: 2진 영상을 3x3 SQ로 GMS 영상을 구했을 때 이 영상 내에서 $SKF \geq 2$ 인 골격점 갯수							

표 2. hybrid 형태소와 기존 방법과의 필요 비트수 비교

Table 2. Comparing data compression between proposed method and old methodes

256x256 이진영상	OLD METHOD		PROPOSED METHOD			
			PROPOSED METHOD (A)		PROPOSED METHOD (B)	
GIRL	3395	BYTE	3351	BYTE	3395	BYTE
LENA	3966	BYTE	3937	BYTE	3897	BYTE
CRONK	1813	BYTE	1759	BYTE	1813	BYTE
NEWYORK	2444	BYTE	2390	BYTE	2393	BYTE
DOLLAR	5208	BYTE	4551	BYTE	5120	BYTE

※OLD METHOD: 3x3 SQ 한종류의 형태소를 사용하여 Elias 부호화 하는 경우
 ※PROPOSED METHOD: 3x3 SQ와 방향성을 고려한 일차원 형태소를 사용한 제안한 방법으로 두종류 형태소 사용
 ※PROPOSED METHOD (A): 3x3 SQ와 1x2 NSE 형태소를 사용한 Elias 부호화
 ※PROPOSED METHOD (B): 3x3 SQ와 45L 형태소를 사용한 Elias 부호화

성분과 45도 성분의 분포가 비슷한 경우로 PROPOSED METHOD (A)와 (B)의 결과가 거의 비슷하다.

그리고, 표 2의 결과를 보면 표 1에서의 골격점 수가 제안한 방법을 사용할 경우 기존 방법보다 데이터 압축에 필요한 골격점 수가 2.376%~43.404% 정도 감소되는 반면 데이터 압축은 0.000%~12.615% 정도 비트 수가 감소됨을 알 수 있다. 이와 같은 현상은 hybrid 형태소를 사용할 때 여러 개의 새로운 부분 골격 영상면이 발생되기 때문이다.

위와 같은 시뮬레이션 결과로 제안한 방향성을 고려한 hybrid 형태소에 의한 데이터 압축이 기존의 방법 보다 우수함을 알 수 있다.

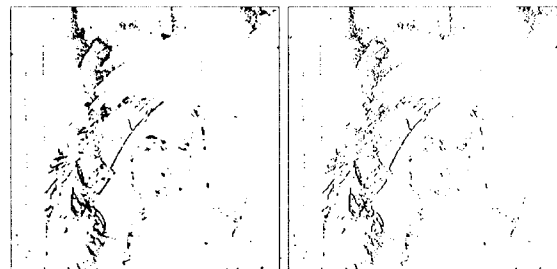
그림 9는 제안한 방법으로 LENA 영상에 적용한 결과를 영상으로 보이고 있고 그림 9(a)는 원영상, (b)는 3x3 SQ를 사용한 GMS 영상이다. 그림 9(b)에서 $SKF=1$ 값만을 선택한 영상은 그림 9(c)이다. 그림 9(d)는 그림 9(c)에 1x2 NSE 형태소를 사용한 GMS 영상이며, 그림 9(e)는 그림 9(c)에 45L 형태소를 사용한 GMS 영상이다. 그림 9(f)는 그림 9(b) 영상에서 $SKF \geq 2$ 인 골격값을 선택한 영상이다.

형태학적으로 압축에 사용되는 기존 방법은 그림 9(c)의 GMS 영상만을 이용하는 반면, 제안한 방법은 그림 9(d)와 (f)를 이용할 수도 있고, 그림 9(c)와 (f)를 이용할 수 있다. 이런 3가지 방법으로 압축한 것은 원 영상을 무손실로 복원한다.



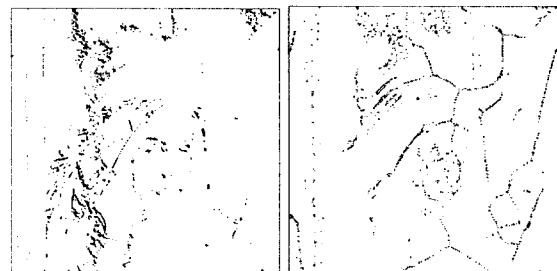
(a) LENA 영상 (256x256)

(b). (a)의 GMS 영상 (3X3 SQ)



(c). (b)에서 SKF=1 인 영상

(d). (c)의 GMS 영상(1X2 NSE)



(e). (c)의 GMS 영상(45L 사용)

(f). (b)에서 SKF ≥ 2 인 영상

그림 9. hybrid 형태소를 이용한 이진 영상 압축

Fig 9. Applying hybrid structuring element to an original binary image

- (a) original LENA image
- (b) GMS image with 3X3 SQ
- (c) SKF=1 image of (b)
- (d) GMS image of (c) by 1x2 NSE
- (e) GMS image of (c) by 45L
- (f) SKF=2 image of (b)

Ⅷ. 결 론

형태소를 적용하여 부손실로 원영상을 복원할 수 있는 골격 영상을 이용할 경우 그림 4(b)(c)(d)와 같은 세가지 골격영상의 나오는데 이중 그림4(d)가 가장 유리함을 알 수 있다. 이는 골격 영상 중 중복점이 영인 1x2 NSE가 압축에 가장 효율적임을 의미한다.

이차원 형태소를 사용하여 만든 GMS 영상에는 인축된 3x3 NSE의 골격점들이 존재하는데 이런 점들은 Elias 부호화 할 경우에 부호화 효율을 저하시킨다.

그래서, 본 논문에서는 이차원 형태소를 적용하여 만든 GMS 영상에서 골격값 1인 것만 모은 영상을 방향성이 고려된 일차원 형태소로 한번 더 GMS 영상으로 만들고, 이를 Elias 부호로 부호화하는 hybrid 형태소를 사용한 압축 방법을 제안한다.

그리고, 제안한 방법의 검정을 위하여 256x256 크기의 2진 영상에 hybrid 형태소를 적용한 압축 결과와 한 종류의 이차원 형태소를 이용한 기존 방법으로 데이터 압축한 결과를 비교하였다.

비교 결과 표 1 에서 제안한 방법이 기존의 방법 보다 데이터 압축에 필요한 골격점 수가 2.376%~43.404% 정도 감소하는 반면, 표 2에서는 데이터 압축은 0.000%~12.615% 정도 비트 수가 감소됨을 알 수 있다.

이와 같은 현상은 이차원 형태소인 3x3 SQ로 GMS 처리된 영상 중 SKF=1인 영상을 비대칭 일차원 형태소인 1x2 NSE로 다시 GMS 처리할 때 그림 5와 6, 7에서 설명된 바와 같이 골격값들이 다른 여러 개의 영상면들이 새롭게 발생되며 이들 영상들 내에 있는 골격점들 사이의 거리가 멀리 떨어져서 나오기 때문이다. 즉, 이러한 것들이 부호화 하는데 추가 비트로 적용하더라도 제안한 방법이 기존 방법 보다 표 2와 같이 다소 개선이 되었다.

특히, DOLLAR 영상에서는 일차원 형태소가 SKF=1인 골격점만을 선택한 영상에 45L을 사용했을 때는 기존 방법 보다 88 바이트 유리한 반면 1x2 NSE를 적용하면 기존 방법 보다 무려 657 바이트 감소하는 결과를 표 2에서 보이고 있다.

이는 SKF=1인 골격점만을 선택한 영상과 일차원 형태소의 방향성과 비슷한 성질을 갖는 경우 데이터 압축 효율이 기존 방법 및 영상의 방향성이 일치되지 않은 hybrid 형태소를 사용하는 경우 보다 더욱 증가하기 때문이다.

그래서, 본 논문에서는 한 종류의 이차원 형태소만을 사용하는 것 보다는 방향성을 고려한 hybrid 형태소를 사용하여 이진 영상을 압축하는 것이 데이터 압축에 효율적임을 새롭게 제안하며 이를 앞으로의 이진 영상 압축 및 이진 영상의 점진적 전송에 적용할 수 있으리라 기대한다.

참 고 문 헌

1. Ioannis Pitas, Digital Image Processing Algorithms. pp. 346-350, Prentice Hall, 1993.
2. Robert M. Haralick and Linda G. Shapiro, Computer and Robot Vision. Vol.1, pp. 157-230, Addison Wesley, 1992.
3. Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, Digital Image Processing. pp. 518-557 Addison Wesley, 1992.
4. William K. Pratt, Digital Image Processing. 2nd Edition, pp. 449-490, 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, pp. 701-716, Jul. 1989.
7. Petros A. Maragos and Ronald W. Schafer, "Morphological systems for multidimensional signal processing," Proc. of IEEE Vol. 78, No. 4, pp. 690-709, Apr. 1990.
8. Charles R. Giardina and Edward R. Dougherty, Morphological Methods in Image and Signal Processing, pp. 1-35, pp. 156-216, Prentice Hall,

- i988.
9. Petros A. Maragos and Ronald W. Schafer, "Morphological skeleton representation and coding of binary image," IEEE Vol. ASSP. 34, No. 5, pp. 1228-1244, Oct. 1986.
 10. Robert M. Haralick and Su Chen, Tapas Kanungo, "Recursive Opening Transform," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition pp. 560-565, Mar. 1992.
 11. Tun Wen Pai and H. L. Hansen, "An improved image coding algorithm using morphological operator theory," IEEE Proc. of ICASSP. pp. 2761-2764, Jul. 1991.
 12. Amalie J. Frank and J. D. Daniels, Danie R. Unangst, "Progressive image transmission using a growth geometry coding," Proc. IEEE Vol. 68, No. 7, pp. 897-909, Jul. 1980.
 13. John Goutsias and Dan Schonfeld, "Image coding via morphological transformations: A general theory," Proc. of IEEE CVPR-89. pp. 178-183, San Diego, CA. Jun. 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 臣 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