

수학적 형태학을 이용한 이진 영상의 피라미드에 관한 연구

正會員 嚴 景 培* 正會員 金 準 哲** 正會員 李 俊 煥***

A Study on Pyramid of Binary Image Using Mathematical Morphology

Kyoung Bae Eum*, Joon Cheol Kim**, Joon Whoan Lee*** *Regular Members*

要 約

집합이론을 기본으로하는 수학적 형태학은 영상처리의 여러분야에서 다양하게 이용되어 왔다. 본 논문에서는 수학적 형태학을 이용하는 새로운 이진 영상의 피라미드를 제안하였다. 제안된 방법에서는 이진 영상을 특별한 조건을 갖는 구조적 요소(structure element)로 침식(erosion)하고 침식된 영상을 부표본화(subsampling)를 이용하여 축소하고, 축소된 영상을 외삽(interpolation)과 침식할 때와 동일한 구조적 요소로 용기(dilation)하여 확장하며, 원 영상과 차를 이용하여 나머지 영상을 구하였다. 이때 사용된 구조적 요소는 부표본화 집합을 용기하였을 경우, 원래의 표본화 집합을 재생할 수 있는 구조적 요소로서, 차이 영상이 0 또는 1로 표현되기 위해 충분해야 한다. 또한, 피라미드 구성에 필요한 연산들이 분리가능(separable)함을 증명함으로써 파이프라인 프로세싱등 병렬 연산이 가능함을 입증하였으며, 제안된 피라미드를 이진 영상의 점진적 부호화에 이용할 경우 등가 엔트로피 측면에서 약 1.6에서 2.9배 개선될 수 있음을 보였다.

ABSTRACT

Mathematical morphology based on the set theory has been applied to various areas in image processing. In this study, we propose a new pyramid structure for binary images based on the morphological operations. We use a specific class of structuring elements to shrink or expand images, and prove that the whole operations are separable to construct the pyramid. Through a simulation study, we show that the pyramid can be used as a progressive image coding.

I. 서 론

수학적 형태학은 1964년 Matheron과 Serra에 의

해 제안된 영상분석(image analysis)의 한 방법으로, 형태 분석(shape analysis), 특징 추출 및 인식, 영상 부호화 및 비선형 필터링 등에 성공적으로 이용되고 있다. 영상 처리에 있어서 수학적 형태학은 기존의 Fourier 해석을 이용하는 방법에 비해 인간의 눈에 보이는 공간 영역에 있어서 영상의 특징을 기초

*군산대학교 컴퓨터학과
**서남대학교
***전북대학교 전자공학과
論文番號 : 93 - 126

로 이루어지기 때문에 그 의미 전달이 직접적이며, 또한 집합이론을 이용한 형태학적 기본연산은 논리 구현에 용이할 뿐 아니라 병렬처리가 가능하다.^[1,3,4]

영상의 피라미드 구조는 한 장면을 여러개의 해상도의 영상으로 표현하기 때문에, 필요한 정도(precision)의 영상 처리를 그에 부합되는 해상도의 영상에서 수행함으로써 처리시간을 단축할 수 있고, 고해상도 영상에 있어서 잡음등의 혼재로 인해 오히려 영상 분석에 장애가 되는 등의 단점을 극복할수 있다. 이러한 피라미드의 장점은 특징 추출, 영상 분할, 영상 부호화등의 영상 처리 전 분야에 있어서 이용되고 있다.^[8]

수학적 형태학을 이용하는 피라미드는 Toet나 Haralick등에 의해 제안된 바 있다.^[6,9,13]

그러나, 이들의 피라미드는 그레이 영상의 피라미드이고 일반적으로 블러형태의 구조적 요소로 개방(opening)과 폐쇄(closing)연산에 의해 저역 통과된 영상을 부 표본화 하여 축소하고, 축소된 영상을 구조적 요소로 용기 또는 폐쇄연산을하여 확장할 경우 원래 영상보다 더 큰 집합을 얻을 수 있기 때문에, 이진 영상에 그대로 적용하면 나머지 영상은 $\{-1, 0, 1\}$ 등으로 표현된다. 따라서, 본 논문에서는 축소와 확장에서 동일한 구조적 요소를 사용하더라도 나머지 영상이 $\{0, 1\}$ 로만 표현되도록 본 논문의 정리 1과 같이 축소와 확장을 재정의하여 이용하는 새로운 이진 영상의 피라미드 구조를 제안하였다.

기존의 수학적 형태학을 이용하는 이진 영상의 표현에서는 물체(object)의 모서리(edge) 부분으로부터 뼈대(skeleton) 부분까지 침식하여 거리변환(distance transform)등으로 표현하는 방법과 컴퓨터 그래픽등에서 이용되는 CSG(constructive solid geometry)를 기본으로, 연산과 수반되는 구조적 요소들을 나무(tree)구조등에 표현하는 방법등이 있다. 그러나, 이러한 방법들에서도 해상도가 증가하여 영상의 크기가 증가하면 물체의 표현이나 인식에 많은 시간이 소요되며, 또한 잡음등의 혼재로 오히려 영상 분석에 장애가 될 수 있게 된다.^[11,12]

본 논문에서 제안하는 이진 영상의 피라미드 구조는 이러한 영상 분석을 필요한 해상도에서 처리함으로써 처리시간을 단축시키는데 이용할 수 있을 뿐 아니라 이진 영상의 점진적 부호화에도 이용이 가능하다. 기존의 수학적 형태학을 이용하는 이진 영상의 부호화에서는 물체(object)의 모서리(edge) 부분과 뼈대 부분을 추출하여 부호화하고 추출된 뼈대에서

모서리까지 형태학적 연산을 반복함으로써 원 영상을 복원하는 방법등을 이용하고 있다. 그러나, 이러한 이진 부호화에서는 뼈대 추출이나, 복원시 동일한 연산을 반복적으로 적용하기 때문에 전체 연산 속도에 반복 회수가 영향을 미치게 되며, 연산 속도는 일반적으로 영상의 성질에 따라 서로 다르다. 본 논문에서 제안한 이진 피라미드 구조는 간단한 구조적 요소를 이용한 형태학 연산이 한 계층의 영상에 대해 한번 이루어 지고, 피라미드 구조가 갖는 장점을 이용하여 점진적 부호화(progressive coding)방법등에 이용할 수 있다.

제안된 피라미드는 이진 영상을 특별한 조건을 갖는 구조적 요소로 침식하고 침식된 영상을 부표본화를 이용하여 축소하고, 축소된 영상을 외삽과 침식할 때와 동일한 구조적 요소로 용기하여 확장하며, 원영상과 차이 영상을 구하였다. 이때 사용된 구조적 요소는 부표본화 집합을 용기하였을 경우, 원래의 표본화 집합을 재생할 수 있는 구조적 요소으로써, 차이 영상이 0 또는 1로 표현되기 위해 충분함을 증명하였다. 또한 피라미드 구성에 필요한 연산들이 분리가능함을 증명함으로써 파이프 라인 프로세싱등 병렬 연산의 가능성을 제시하였다.

본 논문의 II 절에서는 수학적 형태학과 기본 연산등을 소개하고, 이를 이용하는 이진 영상의 피라미드 구조에 대해 언급하고, III 절에서는 모의실험으로서 제안된 이진 영상 피라미드의 예를 들었으며, 점진적 부호화에 이용 방안을 검토하였고, IV 절에서는 결론과 향후 이용 방안등을 서술하였다.

II. 본 론

일반 과학적인 관점에서, 형태학이란 단어는 형태와 구조에 관한 연구이며, 생물학, 지질학, 언어학 분야등에서 여러 의미로 해석되어 왔다. 영상 처리에 있어서, 형태학은 1964년에 Minkowski의 집합 대수(set algebra)를 기초로, G. Matheron등에 의해 소개되었다. 형태학 이론에서 이진 영상 데이터는 집합으로 간주되어지고 1인 부분의 화소는 집합의 원소이고 0인 부분의 화소는 비원소로 간주되며, 그레이 영상 데이터는 3차원 유클리드 공간을 점유하는 집합으로 간주되어진다.

수학적 형태학에서는 집합으로 표현된 화상 상호간에 연산을 취하게 함으로써 형태 변환(shape transformation)을 실현할 수 있다. 주요한 형태학 연산에

는 침식과 용기, 개방과 폐쇄등과 기타 집합 연산등이 있으며^[4], 이들 연산들은 영상 정보의 주요한 특징들을 보존하고, 부적절한 것들은 제거하면서 영상 데이터를 간략화 시키거나 간략화된 영상 데이터로부터 원래의 영상을 근사적으로 복원하는 성질을 가지고 있다.

유클리드 공간 E에서 점 x에 의한 영상 데이터 A의 변위(translation)는

$$A_x = A + x = \{a + x : a \in A\} \quad (1)$$

로 표현되어진다. 여기에서, + 기호는 벡터의 합으로, 논 공간 E에 정의된 집합 A의 모든 원소들을 x 방향으로 이동함을 의미한다. 이러한 변위의 정의를 이용한 Minkowski의 합은

$$A \oplus B = \bigcup_{b \in B} A_b = \{x : x = a + b \text{ where } a \in A \text{ and } b \in B\} \quad (2)$$

와 같이 정의 되며, Minkowski의 차는

$$A \ominus B = \bigcap_{b \in B} A_b = \{x : -B + x \subset A\} \quad (3)$$

과 같이 정의 된다. 식 (2)와 (3)을 이용하는 구조적 요소 B에 의한 A의 용기는 Minkowski의 합과 동일하게

$$D(A, B) = A \oplus B = \bigcup_{b \in B} A_b \quad (4)$$

와 같이 정의 되고, 침식은

$$E(A, B) = A \ominus (-B) = \bigcap_{b \in B} A_{-b} = \{x : B + x \subset A\} \quad (5)$$

와 같이 정의 된다. 여기서 구조적 요소 B가 원점에 대해 대칭(symmetric)이라고 가정하면, 침식은 Minkowski의 차와 같고, 본 논문에서는 원점에 대해 대칭인 구조적 요소만을 고려한다. 기하학적으로 용기는 영상의 오목한 부분을 제거하며 확장시키는 효과를 가지고 있고, 침식은 영상의 볼록한 부분을 제거하며 축소시키는 효과를 가지고 있다.

또한, 침식과 용기 연산을 반복적으로 적용하여 개방과 폐쇄 연산을 정의하는데 영상 A의 구조적 요소

B를 이용한 개방연산은

$$O(A, B) = D(E(A, B), B) = [A \ominus (-B)] \oplus B \quad (6)$$

으로 정의 되며, 폐쇄 연산은

$$C(A, B) = E(D(A, -B), -B) = [A \oplus (-B)] \ominus B \quad (7)$$

과 같이 정의 된다. 기하학적으로 개방연산은 날카로운 positive edge를 smoothing하고 고립되어 있는 작은 점들을 제거시켜 주며, 폐쇄연산은 날카로운 negative edge들을 smoothing하고 영상의 비어있는 작은 공간들을 채워주는 효과를 가지고 있다. 또한 개방연산은 연산 결과가 원래 집합의 부분 집합이 되는 반확장성(anti-extensive)과 증가성(increasing)이 있고, 폐쇄 연산은 확장성(extensive)과, 증가성이 있으며, idempotent하다.^[4,9]

보조정리1: 용기는 교(intersection) 연산자에 의해 식 (8)과 같은 관계가 성립한다.

$$D((A \cap B), C) \subseteq D(A, C) \cap D(B, C) \quad (8)$$

증명) $A \cap B \subseteq A$, $A \cap B \subseteq B$ 이고, 용기는 증가 연산자이므로

$$D((A \cap B), C) \subseteq D(A, C) \text{ 이고,} \quad (9)$$

$$D((A \cap B), C) \subseteq D(B, C). \quad (10)$$

식 (9)와 식 (10)의 양변에 교연산을 취하면

$$D((A \cap B), C) \subseteq D(A, C) \cap D(B, C).$$

보조정리2: 침식은 교 연산에 의해 식 (11)과 같은 분배 법칙이 성립한다.

$$E((A \cap B), C) = E(A, C) \cap E(B, C) \quad (11)$$

증명) 식 (3)과 식 (5)에 의해

$$E((A \cap B), C) = \bigcap_{c \in C} ((A \cap B)_{-c})$$

$$\begin{aligned}
 &= \bigcap_{c \in C} ((A_{-c}) \cap (B_{-c})) \\
 &= (\bigcap_{c \in C} (A_{-c})) \cap (\bigcap_{c \in C} (B_{-c})) \\
 &= E(A, C) \cap E(B, C).
 \end{aligned}$$

보조정리3: $E(E(A, B), C) = E(A, D(B, C))$.

증명) $E(E(A, B), C) = \bigcap_{c \in C} (\bigcap_{b \in B} A_{-b})_{-c}$

$$\begin{aligned}
 &= \bigcap_{c \in C} \bigcap_{b \in B} (A_{-b-c}) \\
 &= \bigcap_{c \in C} \bigcap_{b \in B} A_{-(b+c)} \\
 &= \bigcap_{x \in D(B, C)} A_{-x} \\
 &= E(A, D(B, C)).
 \end{aligned}$$

정리 1: 만약 $D(S, B) = E$ 이면,

$$D((E(X, B) \cap S), B) \subset X$$

이다. 여기서, S는 부표본 집합을 나타내고, E는 모 집합(universe)이다.

증명) 식 (8)에 의해

$$D((E(X, B) \cap S), B) \subseteq D(E(X, B), B) \cap D(S, B)$$

이고, 식 (6)과 가정에 의해

$$D(E(X, B), B) \cap D(S, B) = O(X, B) \cap E = O(X, B)$$

이며, 개방은 반환장성 연산자이므로 $O(X, B) \subset X$ 이다. 따라서,

$$D((E(X, B) \cap S), B) \subset X.$$

그림 1.(a)는 부표본 집합 S를 도시하였고 그림 1.(b)는 $D(S, B) = E$ 인 조건을 만족하는, 구조적 요소의 예를 도시하였으며, 본 논문의 모든 모의 실험은 그림 1.(a)와 같은 부표본 집합들과 그림 1.(b)와 같은 구조적 요소를 사용하였다.^[9] 그림 1에 주어진 특수한 구조적 요소와 부표본 집합들 사이에는 다음 성

질들이 있다.

성질1: (그림 1의 구조적 요소와 부표본 집합의 경우)

- (1) $D(S, B) = E$
- (2) $S_{row} \cap S_{col} = S$
- (3) $D(B_{row}, B_{col}) = B$
- (4) $E(S_{row}, B_{col}) = S_{row}$
- (5) $E(S_{col}, B_{row}) = S_{col}$

<pre> ***** 1*1*1*1*1 ***** 1*1*1*1*1 ***** 1*1*1*1*1 ***** </pre>	<pre> 0000000 0000000 0011100 0011100 0011100 0000000 0000000 </pre>	<p>□ : 원점</p>
--	--	---------------

(a) 부표본 집합 S (b) 구조적 요소 B

<pre> 0 1 □ □ : 원점 1 0 </pre>	<pre> 0011100 □ : 원점 </pre>
-------------------------------	-----------------------------

(c) 구조적 요소 B_{col} (d) 구조적 요소 B_{row}

<pre> ***** 1111111111 ***** 1111111111 ***** 1111111111 ***** </pre>	<pre> 1*1*1*1*1*1 1*1*1*1*1*1 1*1*1*1*1*1 1*1*1*1*1*1 1*1*1*1*1*1 1*1*1*1*1*1 1*1*1*1*1*1 </pre>
---	--

(e) 부표본 집합 S_{col} (f) 부표본 집합 S_{row}

그림 1. 부표본 집합들과 구조적 요소들
Fig. 1. Subsampling sets and structure elements

정리 1은 이진 영상 X를 구조적 요소 B로 침식하고 이를 집합 S로 부표본화한 영상을 다시 구조적 요소 B로 융기하면 원영상 X보다 작아지며, 나머지 영상의 집합은

$$R = X - D((E(X, B) \cap S), B) \tag{12}$$

로 표현되며, 반드시 0 또는 1의 값을 갖는다는 것을 의미하며 여기서, - 기호는 차집합(set difference)이다.

정리 2: 만약 그림 1.(b)와 같은 원점을 포함하는 3×3 사각형의 구조적 요소를 사용한다면,

$$E(X, B) \cap S = E((E(X, B_{row}) \cap S_{row}), B_{col}) \cap S_{col} \quad (13)$$

이고, 여기서 B_{col} , B_{row} , S_{col} 과 S_{row} 는 각각 그림 1.(c), (d), (e)와 (f)에 해당한다.

증명) 식 (13)의 우변은 보조정리 2에 의해

$$\begin{aligned} E((E(X, B_{row}) \cap S_{row}), B_{col}) \cap S_{col} \\ = (E(E(X, B_{row}), B_{col}) \cap E(S_{row}, B_{col})) \cap S_{col} \end{aligned} \quad (14)$$

집합의 교연산은 결합법칙이 성립하므로 식 (14)는

$$E(E(X, B_{row}), B_{col}) \cap (E(S_{row}, B_{col}) \cap S_{col}) \quad (15)$$

와 같고, 식 (15)에서 $E(E(X, B_{row}), B_{col})$ 는 보조정리 3에 의해 $E(X, D(B_{row}, B_{col}))$ 과 같으며 성질 1.(3)에 의해 $E(X, B)$ 와 같다. 또한 성질 1.(4)와 (2)를 적용하면 식 (15)의 $(E(S_{row}, B_{col}) \cap S_{col}) = S_{row} \cap S_{col} = S$ 이기 때문에 식 (15)는 $E(X, B) \cap S$ 와 같다.

식(13)은 침식과 부표본화 과정을 이진 영상의 행(row)방향에 대해 적용하고, 이 결과를 다시 열(column) 방향에 적용하여도 동일한 결과를 얻어 낼 수 있다는 의미이고 $E(X, B) \cap S$ 의 변환이 분리 가능(separable)함을 의미한다. 또한 식 (13)은

$$E(X, B) \cap S = E((E(X, B_{col}) \cap S_{col}), B_{row}) \cap S_{row} \quad (16)$$

와 같이 표현할 수도 있으며, 식 (13)과 같은 방법으로 증명될 수 있기 때문에 입력된 영상의 열에 대해 먼저 적용하고 행에 대해 나중에 적용해도 결과는 동일하다.

그림 2는 이러한 원리를 이용하여 행과 열을 1칸씩 제거시켜 축소영상을 구성하는 $G_0, G_1, G_2, \dots, G_n$ 과 R_0, R_1, \dots, R_{n-1} 의 나머지 영상을 구성하는 방법을 도시하였다. 여기서, G_0 는 원영상이다.

그림 2에서, G_0 는 원 영상이고, k 번째 단계의 영상

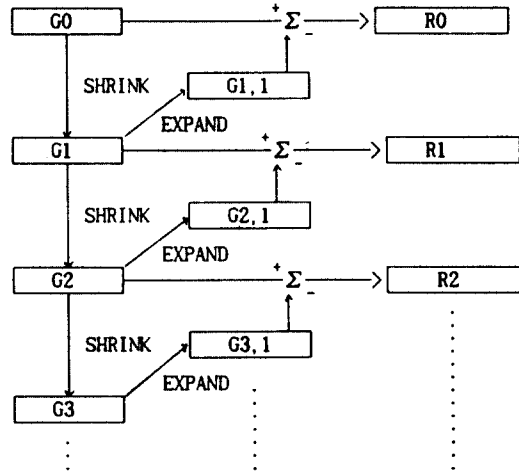


그림 2. 침식과 용기를 이용한 피라미드 구조의 블록도
Fig. 2. Block diagram of pyramid structure using erosion and dilation

은 입력 G_{k-1} 의 영상으로 부터 객체의 윤곽 부분의 자세함이 생략되고, 입력 영상의 크기가 1/4로 축소된 영상이며,

$$G_k = \text{SHRINK}[G_{k-1}] = E(G_{k-1}, B) \cap S, \quad k=1, 2, \dots \quad (17)$$

으로 구해지며, (17)식의 SHRINK는 영상을 그림 1.(b)와 같은 구조적 요소로 침식한뒤 그결과를 부표본화하는 것을 의미한다. 또한 이 과정은 정리 2에서 증명된 바와 같이 분리가능하므로 그림 3과 같이 행과 열을 분리하여 수행할 수 있다. 그림 3에서 구조적 요소 B_{col} 와 B_{row} 는 각각 그림 1.(c), (d)와 같고, G'_{k-1} 은 만약 G_{k-1} 이 $B \times B$ 의 영상이라면, $B \times (B/2)$ 이고 G_k 는 $(B/2) \times (B/2)$ 영상이다.

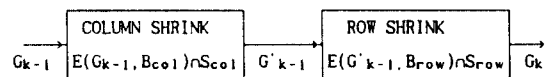


그림 3. 행과 열을 분리한 SHRINK
Fig. 3. SHRINK that separates row from column

또한 EXPAND는 SHRINK의 역과정으로

$$G_{k,1} = \text{EXPAND}[G_k] = D(\text{INTERPOLATE}(G_k), B)$$

$$k = 1, 2, \dots \quad (18)$$

로 표현되며 (18)식에서 INTERPOLATE란 축소 영상 G_k 에 0을 보간하는 것이고, 보간된 영상은 침식할 경우와 동일한 구조적 요소로 용기함으로서 확장된다. 여기서 EXPAND연산 역시

$$\text{EXPAND}[G_k] = \text{COL_EXPAND}[\text{ROW_EXPAND}[G_k]]$$

$$= \text{ROW_EXPAND}[\text{COL_EXPAND}[G_k]] \quad (19)$$

와 같이 분리가능 하다. 식 (19)에서 COL_EXPAND (ROW_EXPAND)란 각각 축소 영상 G_k 를 행(열)방향으로 0을 보간하고, 이를 $B_{\text{row}}(B_{\text{col}})$ 로 용기함을 의미한다. 그림 4는 이러한 예를 보였다.

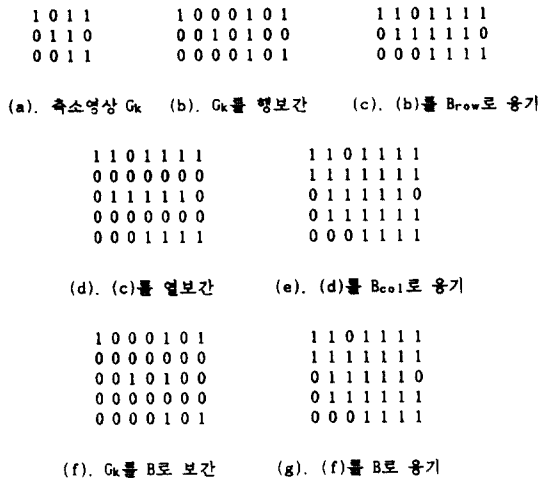


그림 4. EXPAND와 COL_EXPAND(ROW_EXPAND)의 비교

Fig. 4. Comparison of EXPAND and COL_EXPAND (ROW_EXPAND)

그림 4에서 EXPAND는 행과 열을 분리하여 수행한 결과(그림 4.(e))와 분리하지 않고 수행한 결과(그림 4.(g))가 같다는 것을 알 수 있다.

그림 2에서 나머지 영상 R_k 는

$$R_k = G_k - \text{EXPAND}[G_{k+1}] = G_k - G_{k+1,1} \quad (20)$$

와 같고, 여기서 $-$ 는 차집합을 의미한다. 일반적으로 R_k 는 정리 1에 의해 $\{0, 1\}$ 의 값을 가지며, 영상에서 8-neighbor가 없는 모서리 부분이나, 고립된 점들을 포함하게 된다.

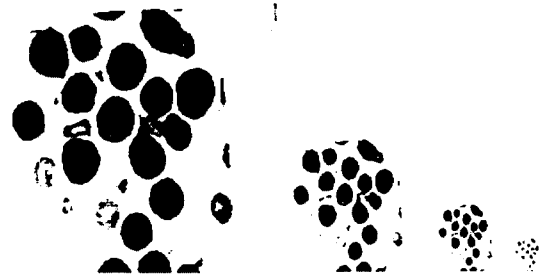
이러한 이진영상의 피라미드는 점진적 부호화 방법에 이용할 수도 있는데, 이 경우 먼저 크기가 축소된 G_n 영상에서 부터 $R_{n-1}, R_{n-2}, \dots, R_0$ 순서로 부호화하여 전송하고, 이를 복호화하고 원영상은

$$G_k = R_k + \text{EXPAND}[G_{k+1}] = R_k + G_{k+1,1} \quad (21)$$

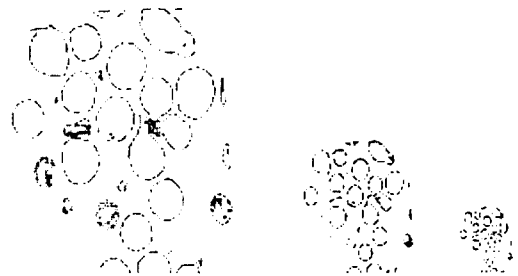
을 반복적으로 적용하여 복원할 수 있다.

III. 실험 및 결과

본 실험에서는 영상들의 크기가 모두 256×256 인 이진 백혈구 영상, lenna 영상, cronkite 영상 및 girl 영상등을 사용하였다. 그림 5는 백혈구 영상의 피라



(a) 백혈구 축소 영상 피라미드



(b) 백혈구 나머지 영상 피라미드

그림 5. 백혈구의 축소 영상 피라미드와 나머지 영상 피라미드

Fig. 5. Reduced image pyramid and residual image pyramid of a white blood corpuscle

미드를 그림 6은 lenna 영상의 피라미드를 보여주고 있다. 그림 5(a)와 그림 6(a)에는 원영상 G_0 와 축소 영상 G_1, G_2, G_3 를 나타내었으며, 그림 5(b)와 그림 6(b)에는 각 영상의 나머지 영상 R_0, R_1, R_2 를 보였다.



(a) lenna의 축소 영상 피라미드



(b) lenna의 나머지 영상 피라미드

그림 6. lenna의 축소 영상 피라미드와 나머지 영상 피라미드
Fig. 6. Reduced image pyramid and residual image pyramid of lenna

실험을 통하여 구성된 이진영상의 피라미드는 점진적 부호화 방법에 이용할 수 있다. 일반적으로 원 영상에 비해, 점진적 부호화시 전송되어야 할 $G_n, R_{n-1}, R_{n-2}, \dots, R_0$ 영상들의 엔트로피는 작으며, 이들은 MMR등 리던던시를 제거하는 이진 부호화 방법을 이용하여 부호화될 수 있다. 본 논문에서는 영상을 부호화하여 전송할 경우의 최소의 비트수를 등가 엔트로피라 정의하고, 원 영상의 경우 등가 엔트로피는 $\text{Entropy}(G_0) \times 256 \times 256$ 비트이고, 점진적 부호화시에는

$$\text{Entropy}(G_3) \times 32 \times 32$$

$$+ \sum_{i=0}^2 \text{Entropy}(R_i) \times 256 \times 256 \times 4^{-i} \text{ [bits]}$$

로 계산 하였다. 본 실험에서는 제안한 피라미드의 계층이 증가하면 대부분의 영상이 나머지 영상에 남고, 축소영상에는 원 영상의 정보가 거의 남지 않기 때문에 원 영상의 형태를 알아볼 수 없고, 엔트로피 개선정도도 미미하기 때문에 그림5와 그림6에서와 같이 G_3 까지만 고려하였다. 여기서 엔트로피 계산은 심벌 집합은 $\{0, 1\}$ 을 가정하였고, 이들의 확률값은 각 영상의 히스토그램에서 얻었다. 표 1에는 이들 등가 엔트로피의 비율로서 제안된 피라미드를 이용한 점진 부호화 방법은 원 영상에 비해 등가 엔트로피 측면에서 1.6배에서 2.9배 정도의 감소가 있음을 알 수 있다. 이는 피라미드의 영상들의 크기가 작을 뿐 아니라, 나머지 영상들은 영상의 모서리 부분이나 고립된 지점들만을 포함하여 엔트로피가 작아 졌기 때문이다.

표 1. 원 영상과 제안된 방법의 등가 엔트로피 비율

Table 1. Equivalent entropy ratio of original image and proposed method.

이진 영상	등가 엔트로피 비율 (원영상 : 점진부호화)
백혈구	2.837 : 1
lenna	1.659 : 1
cronkite	2.952 : 1
girl	2.309 : 1

한편 CCITT 권고안 T5의 MMR 이진 부호화 방법을 이용하여, 원 영상과 원 영상을 복원하기 위한 피라미드의 G_3, R_2, R_1, R_0 영상을 부호화하여 비교하였는데, 백혈구 영상은 제안한 피라미드 방법이 약 2.7배 정도 전체 전송 비트를 감소할 수 있었으나, lenna 영상, cronkite 또는 girl 영상의 경우는 오히려 전송 비트가 늘어남을 확인하였다.

이는 복잡한 영상의 나머지 영상에는 많은 고립된 점들이 포함되어 나머지 영상을 권고안의 표준 부호화 표를 이용할 경우 전송 비트수가 늘어나기 때문이었다.

만약 이러한 나머지 영상에 적합한 이진 부호화 방식 또는 부호화 표를 채택한다면 전체 비트수는 개선될 수 있으리라 기대된다.

IV. 결 론

본 논문에서는 수학적 형태학을 이용하는 새로운 이진 영상 피라미드를 제안하였고, 피라미드 구성에 필요한 연산들이 분리 가능함을 보임으로써 파이프 라인 프로세싱등의 병렬처리 가능성을 제시 하였다. 또한 구성된 이진 영상 피라미드의 응용 예로서 각 계층의 영상을 해상도가 낮은 영상부터 해상도가 높은 영상의 순으로 전송하여 전송의 초기 단계에 영상의 개략을 파악할 수 있는 점진적 부호화법에 이용 가능성을 타진해 보았다. 모의실험 결과 등가 엔트로피 측면에서 제안된 피라미드를 이용하는 점진적 부호화 방법은 원 영상에 비해 등가 엔트로피 관점에서 1.6-2.9배의 개선이 있었음을 확인 하였다.

향후 이러한 피라미드는 이진 영상의 부호화 뿐 아니라, 피라미드 영상표현의 장점을 이용하여, 영상처리에 요구되는 해상도에서의 객체의 특징 추출이나, 영상 인식, 객체 모델링등에 이용가능할 것으로 기대 된다.

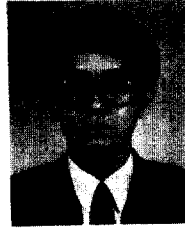
참 고 문 헌

- Serra, "Image Analysis and Mathematical Morphology," Academic Press, 1982.
- Bijaoui Albert and Huang Li, "Digital Compression and Morphological Filter," Proc. IEEE, 1988.
- Charles R. Giardina and Edward R. Dougherty, "Morphological Methods in Image and Signal Processing," Prentice Hall, 1987.
- R. M. Haralick and X. Zhuang, "Image Analysis using Mathematical Morphology," IEEE Trans. PAMI-9, Proc. SPIE Vol. 534, pp.22-33, Jan., 1985.
- Tun-Wen Pai and John H. L. Hanson, "An Improved Image Coding Algorithm using Morphological Operator," CH2977-7/91/0000-2761, 1991, IEEE.
- P. J. Burt and E. Adelson, "The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code," IEEE Trans. on Communications, Vol. COMM-31, pp.532-540, 1983.
- Soo-Chang Pei and Hann-Bao Tsai, "Image mosaic and interpolation by multiresolution morphological pyramids," SPIE Visual Communications and Image Processing, Vol.1360, 1992.
- Dana H. Ballard, and C. M. Brown, "Computer Vision," Prentice-Hall, 1980.
- R.M.Haralick, X.Zhuang, C.Lin, and S.J.Lee, "The digital morphological sampling theorem," IEEE Trans. on ASSP, Vol.37, No.12, pp.2067-2090, Dec., 1989.
- Morris Goldberg and Limin Wang, "Comparative performance of pyramid data structures for progressive image transmission," IEEE Transaction on communications, Vol.39, No.4, pp.540-548, April, 1991.
- P. Maragos and R.W. Schafer, "Morphological skeleton representation and coding of binary images," IEEE Trans. on ASSP., Oct.1986.
- James S.J.Lee, Robert M. Haralick, Linda G. Shapiro, "Morphologic Edge Detection," IEEE Journal Robotics & Automation, VOL.RA-3, NO-2, pp.142-256, 1987.
- A.Toet, "A morphological pyramidal image decomposition," Pattern Recognition Letters 9, pp.255-261, May, 1989.



嚴景培(Kyoung Bae Eum) 정회원
1984년 2월 : 전북대학교 전자공학과(공학사)
1986년 2월 : 전북대학교 대학원 전자공학과(공학석사)
1990년 8월 : 전북대학교 대학원 전자공학과(공학박사)
1989년 3월 ~ 1991년 2월 : 군산대학교 전산통계학과 전임강사

1991년 3월 ~ 현재 : 군산대학교 컴퓨터과학과 조교수
※주관심분야 : 영상처리 및 병렬처리, 퍼지이론 및 신경회로망



金準哲(Joon Cheol Kim) 정회원
1986년 2월 : 전북대학교 전자공학과(공학사)
1988년 2월 : 전북대학교 대학원 전자공학과(공학석사)
1988년 1월 ~ 1991년 2월 : 금성산전 연구소 연구원 근무
1993년 3월 : 전북대학교 대학원 전자공학과 박사과정 수료

1993년 3월 : 서남대학교 전임강사
※주관심분야 : 패턴인식, 컴퓨터 비전, 영상처리

李俊煥(Joon Whoan Lee) 정회원
1980년 2월 : 한양대학교 전자공학과(공학사)
1982년 2월 : 한국과학원 전기 및 전자공학과 졸업(공학석사)
1990년 8월 : 미국 미주리대학교 전기 및 컴퓨터공학과 졸업(공학박사)
1985년 : 전북대학교 전자공학과 전임강사
1990년 : 전북대학교 전자공학과 조교수
※주관심분야 : 인공지능, 영상처리 및 인식, 퍼지이론 및 신경회로망