

## 공간 점유 곡선을 이용한 의학 영상의 무손실 압축에 관한 연구

지영준\*, 김보연, 박광석  
 서울 대학교 공과 대학 의용 생체 공학 협동과정, 서울 대학교 의과 대학 의공학 교실

### A Study on the Lossless Medical Image Compression using Space Filling Curve

Young Joon Chee, Bo Yeon Kim, Kwang Suk Park  
 Dept. of Biomedical Eng. Seoul National Univ.

#### Abstract

Many techniques have been used for medical image compression. Its first requirement is "Errorless" or, "Completely Reversible". Under this condition, we have increased the performance of compression using Space Filling Curve. This method converts source image in direction of Hilbert's curve path in order to make average length longer than in traditional horizontal normal path. After that, we have applied RLC and reduced statistical redundancy by Huffman Coding. By this method, we have obtained more efficient results of RLC.

RLC 는 주로 팩시밀리, 일기도, 설계도 등의 두값영상 (Two Tone Image)에서 주로 사용되는 방법이며 1차 Markov 모델로 분석할 수 있다[2]. 또 여러 단계를 갖는 영상에도 편차가 적은 영역에 대해서는 압축효과를 볼 수 있다. RLC 에서의 코딩 하는 방향은 일반적으로 TV 주사선 방향으로 하게 되는데 이러한 달리는 방향을 Fractal

이론에 관련된 공간 점유곡선 (space filling curve) 의 방향으로 잡으면 압축효과가 향상될 수 있다. 같은 1차의 Markov 모델이지만 변환된 값들이 더욱 2차원적인 성질을 잘 반영하기 때문이다. 가장 유명한 공간 점유곡선인 Hilbert 곡선을 사용하여 RLC 를 하는데 있어서의 분석과 실험을 정리하였다.

#### I. 서론

의료용 영상 압축은 다른 영상 압축과는 달리 정보를 완전히 복원에 낼 수 있어야 (errorless or reversible compression) 한다는 조건때문에 TV 영상 에서와 같이 높은 압축비를 얻지는 못한다. 여기서 수치적으로 완전히 같은 값으로 복원하려면 2:1 내지 3:1 정도이고 진단 하는데 용납되는 정도의 오차를 갖는 범위에서라면 2:1 내지 10:1 정도의 압축비를 얻을 수 있다[1]. 따라서 여러가지 방법중에서 완전한 복원이 가능한 방법이 주로 사용되는데 DPCM ( DifferencePulses Code Modulation), DCT ( Discrete Cosine Transform ), RLC ( RunLength Coding) 등이 그것이다.

#### II. Hilbert 곡선을 이용한 RLC 의 분석.

##### 가. RLC 의 수학적 분석

RLC 는 1 차 Markov 모델로 분석될 수 있다([2]).

이 때,

$$P(B|W) = q_0 \quad : \quad 1(W) \text{ 에서 } 0(B) \text{ 으로 변환 확률.}$$

$$P(W|W) = 1 - q_0 \quad : \quad 1(W) \text{ " } 1(W) \text{ "}$$

$$P(W|B) = q_1 \quad : \quad 0(B) \text{ " } 1(W) \text{ "}$$

$$P(B|B) = 1 - q_1 \quad : \quad 0(B) \text{ " } 0(B) \text{ "}$$

이라하면

$$V_w = 1/q_0 \quad : \quad \text{average white run length}$$

$$V_b = 1/q_1 \quad : \quad \text{average black run length}$$

가 되며, 이 때, average bit rate 는  $V_w, V_b$  에 반비례하는것은 쉽게 알 수 있다. 또 결과를 Huffman Coding 하는데 black length 와 white length 를 따로 따로 coding 하는것이 더 유리한데 이 때의 Entropy 를 수치화하면 다음과 같다.

Hwb : W, B 을 따로 따로 Huffman Coding 했을 때 전체의 Entropy.  
 Hw, Hb : W, B 각각의 Entropy

$$H_w = -q_0 * \log q_0 - (1 - q_0) * \log (1 - q_0)$$

$$H_{wb} = V_w / (V_w + V_b) * H_w + V_b / (V_w + V_b) * H_b$$

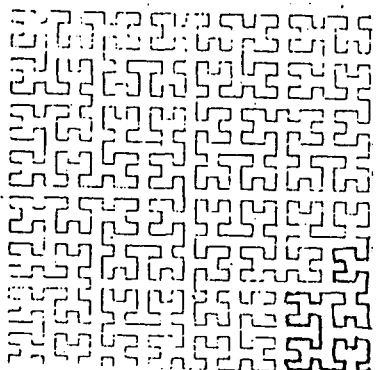
즉 평균 길이  $V_w, V_b$  로 압축 효율이 완전히 결정되는데 이는 물론 길수록 효율이 높다.

나. Hilbert 곡선

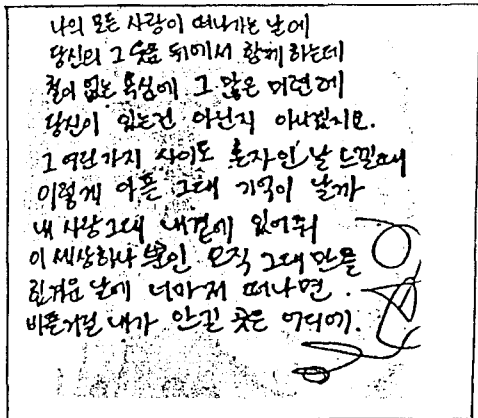
자연계의 기하학적인 구조를 표현하는데 있어서 새롭게 시도되고 있는 fractal 이론과 관련된 것으로 공간 점유 곡선 (space filling curve)이라는 것이 있는데 ([3]) Hilbert 곡선은 (그림 1)에서 보듯이 2의 지수승이 되는 크기의 정사각형을 일정한 규칙으로 채워나간다.

RLC 에서 달리는 방향을 여러가지로 할 수 있으나, 2차원 영상인 경우에 Hilbert 곡선의 방향으로 달리면  $V_w, V_b$  가 더 커져, 더 좋은 bit rate 를 얻을 수 있다. (표 1) 에서는 (그림 2) 의 source 를 보통의 방법과 Hilbert 곡선 방향으로의 변위 확률과 평균거리를 계산한 결과를 보였다.

< 그림 1 > Hilbert Curve.



< 그림 2 > hand write 1 bit image.



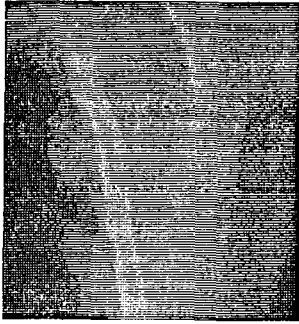
< 표 1 > 그림 2 의 통계적 특성

	Normal Path	Hilbert Curve Path
q0	0.11045	0.09887
Vw	9.054 pixels	10.443 pixels
q1	0.33712	0.3015
Vb	2.966 pixels	3.315 pixels
Hwb	0.606	0.569

III. 의료용 영상에 적용한 RLC

1-bit 영상에는 0,1 이 교대로 반복되므로 길이 정보만으로 원래의 영상이 복원 가능하지만 여러 bit 영상에서는 길이 정보와 함께, 값(gray level) 정보를 갖고 있어야 한다. 이 때도 길이와 값은 따로 Huffman Coding 한다(방법 1). 또 이와는 약간 다른 방법으로 네개 이상의 같은 값이 반복될 때에만 <mark, length, value> 방법으로 중복성(redundancy)을 줄이고 같은 값이 4 개 이상 반복되지 않을 경우에는 값들을 그냥 놔두고, 이후에 Huffman Coding 하는 방법도 있다(방법 2). ([1]) (그림 4) 는 풍부 사진의 일부이고 이를 source 토하여 여러가지 상황에서 RLC 한 것을 표 2,3 에 실었다. 여기서도 주요 비교 내용은 보통의 방향과 Hilbert 곡선 방향으로의 coding 효율이다.

< 그림 3 > source 로 사용된 chest image 의 일부.



< 표 2 (방법 1) >

주사선 방향으로의 Run.

image 의 bpp	image 의 data 량	값이 차지 하는 bits	길이가 차지 하는 bits	Compression Ratio
3	49152	9122	11299	2.407 : 1
4	65536	22150	15249	1.752 : 1
5	81920	45753	16379	1.318 : 1

Fractal 방향으로의 Run

3	49152	7775	8760	2.972 : 1
4	65536	18937	13562	2.017 : 1
5	81920	42343	16367	1.395 : 1

< 표 3 (방법 2) >

주사선 방향으로의 Run.

원래 image의 bpp	4 bit image	5 bit image
compression ratio	1.0467 : 1	1.0677 : 1

Fractal 방향으로의 Run.

원래 image의 bpp	4 bit image	5 bit image
compression ratio	1.0493 : 1	1.0758 : 1

#### IV. 결과 및 고찰.

표 2, 3 에서 보듯이 영상의 종류에 따라 그 효율이 다르긴 하지만 보통 20% 정도의 향상을 보였다. 이는 source 를 Hilbert 곡선의 방향으로 재 배치 함으로써 어떤 값이 지속되는 평균 길이가 길어지기 때문이다. 효율은 source 의 bit 수가 많아짐에 따라 떨어졌고 여러 level 영상의 경우에는 방법 2 보다 방법 1이 더 효과적이다.

RLC 자체가 여러 bit 영상에는 그리 효과적이지 못하다는 점과 출력이 나가기 까지 어느정도의 지연(delay)이 생긴다는 점이 문제점이라 할 수 있다.

어떤 특정한 구조를 갖는 영상에 대해서는 그에 매우 효율적인 Hilbert 곡선과는 다른 공간 점유 곡선을 생각할 수도 있다. 혹은 Fractal 곡선을 이용하여 기존의 직교 좌표계에서 매우 많은 data 를 매우 효율 적으로 표현하는 방법도 연구 되고 있다고 한다.

#### V. 참고 문헌.

- [1] H.K. Huang, Prentice-Hall, 1987, Elements of Digital Radiology
- [2] Thomas S. Huang, IEEE Trans. on Comm. Vol-COM-25 No.11 Nov.1977, " Coding of Two Tone Images "
- [3] William A. McWorter Jr. et al. BYTE Aug. 1987, " Creating Fractals "
- [4] Jayant & Noll, 1984, Digital Coding of Waveform.