

Holter Data 압축 알고리즘에 관한 연구 -Piecewise Self-Affine Fractal Model을 이용한-

전영일 · 정현민* · 윤영로 · 윤형로

=Abstract=

A Study on the Holter Data Compression Algorithm -Using Piecewise Self-Affine Fractal Model-

Young Il Jun, Hyun Meen Jung*, Young Ro Yoon, and Hyung Ro Yoon

This paper presents a new compression method for ECG data using iterated contractive transformations. The method represents any range of ECG signal by piecewise self-affine fractal interpolation (PSAFI). The piecewise self-affine fractal model is used where a discrete data set is viewed as being composed of contractive affine transformation of pieces of itself.

This algorithm was evaluated using MIT/BIH arrhythmia database. PSAFI is found to yield a relatively low reconstruction error for a given compression ratio than conventional direct compression methods. The compression ratio achieved was 883.9 bits per second (bps)—an average percent rms difference (APRD) of 5.39 percent—with the original 12b ECG samples digitized at 400 Hz.

Key words : ECG data compression, Iterated function system, Fractal interpolation

서 론

최근 들어, 생체신호 중 특히 심전도 데이터 압축에 관한 많은 알고리즘들이 제안되어 왔다. 심전도 데이터 압축은 심전도 신호의 연속적인 비교나 평가를 위한 데이터베이스로서의 저장과 전송, 일반 전화선을 통해 멀리 떨어져 있는 심장 전문 병원으로의 경제적인 심전도 데이터 고속 전송, ambulatory ECG 모니터와 레코더의 성능 개선 등을 위해 최근 그 중요성이 강조되어 왔다.

데이터 압축 기술은 크게 무손실 압축 방법과 손실 압축 방법으로 나눌 수 있다. 최근 심전도 응용에서, 무손실 압

축 방법은 충분한 압축을 제공하지 못하기 때문에 실제적인 심전도 압축 시스템에서 손실이 따르는 압축 방법을 사용하여 왔다.

심전도 데이터의 압축방법은 기능상 다음의 세 가지 방법으로 구분할 수 있다¹⁾.

- 1) 직접 데이터 압축 방법: 실제 신호를 시간 영역에서 직접 분석하여 압축하는 방법으로, turning point (TP) 방법²⁾, amplitude zone time epoch coding (AZTEC) 방법^{3, 4)}, coordinate reduction time encoding system (CORTES)⁵⁾, delta code 알고리즘, Fan 알고리즘⁶⁾ 등이 이에 속한다.

연세대학교 보건과학대학 의용전자공학과
Dept. of Biomedical Eng. College of Health Science, Yonsei Univ.

* 연세대학교 공과대학 전자공학과

* Dept. of Electronic Eng., Yonsei Univ.

† 본 연구는 1993년도 매지학술 연구비에 의해 이루어 졌음.

통신저자: 전영일, (222-701) 강원도 원주군 흥업면 매지리 234, Tel. (0371) 760-2431, Fax. (0371) 760-2197

2) 변환 방법: 시간 영역의 신호를 주파수 등의 다른 영역으로 변환하여 에너지 분포 등을 사용하여 데이터를 압축하는 방법으로 Fourier transforms (FT), Fourier descriptors⁷⁾, Karhunen-Loeve transforms (KLT)⁸⁾, Walsh transforms (WT) 등이 이에 속한다.

3) 매개변수 추출 방법: 신호의 특별한 특징이나 매개변수를 추출하는 방법으로 peak picking, linear prediction 방법⁹⁾, syntactic 방법, neural nets 방법¹⁰⁾ 등이 이에 속한다.

이러한 압축 알고리즘들은 서로 다른 데이터베이스로 평가되고, 원래 신호와 재생된 신호 사이의 오차를 표현하는데 다양한 방법을 사용하여 왔기 때문에 압축 방법의 성능 비교에 어려움을 초래한다. 이에 대해 최근 압축 방법들의 비교를 다루는 몇몇 논문들이 발표되어 왔다.^{6, 11)}

압축 성능을 비교하기 위해 필요한 두 가지 요소인 압축 정도와 재생 오차 중에서 특히 압축 정도를 표현하는 방법에는 압축된 신호와 원래 신호의 비로 나타내는 압축률 (compression ratio)이 주로 사용되어 왔으나 이는 압축 알고리즘들이 서로 다른 샘플링 주파수와 서로 다른 양자화 비트수를 사용하기 때문에 표준으로 삼기에는 부적당하다. 또 다른 방법으로 bits per sample 방법이 있는데 이도 샘플링 주파수에 영향을 받기 때문에 적절하지 못하다. 따라서 가장 적절하다고 생각되는 방법으로 bits per second (bps) 방법이 제안되고 있다. 이 방법은 1초 간의 심전도 데이터를 표현하는 데 필요한 bit의 수로 압축 정도를 표현하는 것으로 신호의 정보량을 직접 나타낸다는 이점이 있다.

재생 오차를 표현하는 방법으로는 육안으로 직접 비교하는 방법과 ST level 등의 임상적으로 중요한 부분에 대하여 가중치를 부여하고 재생된 오차를 비교하는 방법 등이 있으나 실제로 적용하기가 어렵고, 절대 판단 기준으로 사용할 수 없기 때문에 주로 다음 식으로 주어지는 percent rms difference (PRD)를 사용하여 왔다.

$$PRD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [x_{org}(i) - x_{rec}(i)]^2}{\sum_{i=1}^n x_{org}^2(i)}} \times 100$$

여기서 x_{org} 와 x_{rec} 는 원래데이터와 복원된 데이터를 나타내고 n은 오차를 구하고자 하는 구간내의 데이터 수를 나타낸다. PRD가 적절한 압축 오차 평가 기준을 제공하는 것은 아니지만 계산이 간단하기 때문에 심전도 압축 오차

평가에 가장 널리 사용되고 있다.

심전도 데이터의 압축은 일반 데이터 압축과는 달리 임상적으로 중요한 정보를 담고 있는 부분에 대해 재생 오차가 작아야 하는 특징을 가진다. 특히 심전도의 P wave는 atrial enlargement의 진단에, ST segment는 ischemia나 myocardial infarction 등의 진단에 대해서 중요한 임상적 정보를 내포한다.

기존의 직접 데이터 압축 방법은 변환 방법 보다 계산시간이 짧고 구현이 용이하다는 이점 때문에 많이 사용되어 왔으나 몇몇 알고리즘은 압축률을 높일 경우 P wave가 제거되거나 ST segment의 왜곡을 일으키는 문제가 발생되기도 한다. 최근 들어, 기존 압축 알고리즘의 이러한 문제점들 때문에 digital signal processing (DSP) chips 등의 VLSI 제작에 힘입어 많은 계산량을 요구하는 변환 방법을 효과적으로 구현하는 알고리즘들이 발표되고 있다.

본 논문에서 제안한 piecewise self-affine fractal interpolation (PSAFI) 압축 알고리즘은 반복 수축 변환 (iterated contractive transformation) 이론에 근거한 프랙탈 부호화 방법 (fractal coding method)으로 기존의 직접 데이터 압축 방법 보다 P wave나 ST segment 등의 재생 오차를 줄이고, 더 높은 압축률을 구현할 수 있었다.

성능 평가의 객관화를 위해 MIT/BIH arrhythmia 데이터베이스를 사용하였으며 같은 데이터베이스를 사용하여 기존의 직접 압축 방법과 비교하였다. 압축 성능 비교는 압축 정도의 계산에 대한 샘플링과 양자화 영향을 줄이기 위해 bps로 표현하였으며 재생 오차 평가는 PRD를 사용하였다.

프랙탈 부호화

프랙탈을 이용한 신호 압축 방법은 최근 영상 데이터에 많이 적용되어 왔다.¹²⁻¹⁶⁾ 프랙탈 부호화 방법은 기존의 직접 데이터 압축 방법이나 변환 방법과는 전혀 다른 새로운 알고리즘으로서, 압축하고자 하는 신호를 어떤 규칙을 가진 변환식으로부터 생성해 낼 수 있다는 가정에서 출발한다. 만약 주어진 신호를 생성하는 변환식을 찾을 수 있고, 그때의 정보량이 신호 자체의 정보량보다 적다면 그 변환식의 매개변수를 사용하여 신호 전체를 표현할 수 있다는 것이다. 따라서 부호화 과정은 그러한 변환식을 찾아내는 과정이다.

이를 처음 제시한 Barnsley¹⁴⁾는 iterated function system (IFS)을 사용하여 자기 유사성을 갖는 영상을 압축하는 방법을 연구하였다. Jacquin¹²⁾은 실제 영상에 대해 원래의 영

상을 복원하는 정확한 유사 변환을 구하는 것이 불가능하기 때문에 전체 영상을 여러개의 영역으로 나누고 영역간의 자기-유사성을 이용하여 영상을 압축하는 새로운 프랙탈 영역 코딩 기법을 제안하였다. 그 후 Beaumont, Fisher, Jacobs, Boss^{15, 16)} 등에 의해 Jacquin의 모델을 기반으로 partitioned iterated function system (PIFS)을 발전시켜 왔다.

IFS는 적은 수의 변환으로도 복잡한 함수를 만들 수 있으며, 연구의 초점은 변환 매개변수를 결정하는 역변환 문제 (inverse problem)에 집중되어 왔다¹⁷⁾. 역변환 문제가 해결되면, IFS 이론은 임의의 함수들에 적용할 수 있게 된다.

1. IFS 이론

Barnsley는 다양한 자기 유사성을 갖는 프랙탈을 생성하기 위한 간단한 체계를 기술한 Hutchinson의 논문에 근거해 역변환 문제를 풀기 위한 알고리즘을 제안하였다.

제안된 IFS 이론은 변환 $W: X \rightarrow X$ 가 $|W|$ 로 표기되는 유일한 고정점 (fixed point)을 갖게 됨을 나타낸다. 즉 X 가 완전한 척도 (metric) 공간이고 대응 $W: X \rightarrow X$ 가 수축 가능한 변환이면, 주어진 입력 f_0 에 대해 수축 변환 W 를 한 번 취하면 $f_1 = W(f_0)$ 를 얻고, 두 번 취하면 $f_2 = W(f_1) = W(W(f_0)) \equiv W^2(f_0)$ 를 얻는다. W 를 n 번 적용한 것을 W^n 라 하면, $f \in X$ 에 대해 고정점은 $f_\infty = \lim_{n \rightarrow \infty} W^n(f_0)$ 가 된다. Hutchinson 표기에 따르면 고정점은 $|W| = \lim_{n \rightarrow \infty} W^n(f)$ 로 나타내므로, 결국 다음의 식을 정의할 수 있다.

$$(1) \quad |W| = W(|W|) = \bigcup_{i=1}^n w_i(|W|)$$

변환 W 는 주어진 집합 f 를 부호화 하는 것이다. 어떤 W 가 주어진 상태에서 부호화 된 집합을 찾는 것은 쉽다. 이는 임의의 집합 f_0 를 가지고 $W(f_0), W(W(f_0)) \dots$, 를 연속적으로 계산하여 $|W|$ 에 수렴시키면 된다. 그러나 이것의 역과정 즉, 주어진 집합 f 로부터 $|W| = f$ 가 되도록 하는 변환 W 를 찾는 것은 쉽지 않다. 여기에는 일반적인 해가 없고, 따라서 f 를 찾는 대신에 $f' = |W|$ 를 갖고 $h(f', f)$ 이 최소가 되는 $f' \in X$ 를 찾는다. 식 (1)은 어떻게 이것이 가능한가를 제시한다. Domain D_1, \dots, D_n 이 다음 식을 만족하도록 대응되는 변환 w_1, \dots, w_n 에서 찾아진다.

$$(2) \quad W(f) = \bigcup_{i=1}^n w_i(f)$$

2. Collage Theorem

식 (2)가 의미하는 바는 주어진 집합 f 를 그 자신의 부분들에 적용되는 변환 w_i 에 의해 $|W|$ 와 f 가 크게 다르지 않도록 즉, $h(|W|, f)$ 가 작도록 하면 부분변환의 합에 의해 그 자신의 집합 f 에 수렴할 수 있음을 보이는 것이다. 이것이 성립됨을 보이는 것이 수축변환된 고정점 이론 (contractive mapping fixed point theorem)으로 불리는 식 (3)의 정리이다. 이 정리는 1988년에 Barnsley에 의해 Collage 정리로 명명되었다. 이 정리는 어떤 집합이 그 자체를 수용할 수 있는 정도와 결과의 고정점이 원래의 집합에 근사할 수 있는 정도 사이의 관계를 설명한다.

Collage Theorem: 변환 $W: X \rightarrow X$ 는 수축도 (contraction factor) s 를 가지고 수축 가능한 변환이고, $f \in X$ 는 집합이라 하면 다음의 식이 성립한다.

$$(3) \quad h(|W|, f) \leq \frac{1}{1-s} h(W(f), f)$$

식 (3)이 의미하는 것은 변환 $W(f)$ 가 원래의 집합 f 에 근사할수록 고정점 $|W|$ 가 원래의 집합 f 에 근사함을 나타낸다.

Piecewise Self-Affine Fractal Interpolation

IFS의 확장 개념인 PIFS는 변환 w_1, \dots, w_n 을 전체가 아닌 제한된 영역에 적용하는 것이다. 즉 전체 함수는 그 자신의 분할된 조각들의 유사 변환들로 구성될 수 있다는 것이다. 신호 전체를 여러개의 부분으로 분할함에 의해 piecewise self-affine fractal model로 표현하여, IFS로는 부호화하기 힘든 여러 형태의 신호들을 부호화 하는 것이 가능하다.

본 논문에서 PIFS를 일차원 신호에 적용하기 위해 수축도를 계산하는 방법은 Mazel과 Hayes¹⁷⁾에 의해 제안된 분석적 수축도 계산 방법을 사용하였다.

1. 분석적 수축도 계산

데이터 시퀀스를 $\{(n, y_n) : n=1, \dots, F\}$ 라하고, (p, y_p) 와 (q, y_q) 를 $p < q$ 인 두 연속한 interpolation points라 놓으면, interpolation function은 다음과 같은 형태의 유사 변환들로 구성된다.

$$(4) \quad w \begin{pmatrix} n \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & 0 \\ c & d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} n \\ y_n \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e \\ f \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} m \\ w_m \end{pmatrix} \quad n=I, \dots, F$$

여기서 변환 w 는 폭 $F-I+1$ 의 domain을 폭 $q-p+1$ ($F-I > q-p$)의 range로 변환한다. 여기서 range는 변환하고자 하는 구간이고, domain은 해당 range와의 유사성을 비교하기 위해 정의하는 영역이다. 각 인덱스 값은 다음의 정수연산

$$(5) \quad m = \text{int}(a \cdot n + e)$$

으로 구하고, 최소 차승 개념에서 $w_m: m=p, \dots, q$ 이 $y_m: m=p, \dots, q$ 에 가까워지는 d 값을 찾는다.

오차 함수 E 는 다음과 같이 주어진다.

$$(6) \quad E = \sum_{m=p}^q [w_m - y_m]^2$$

a 와 e 를 선택함에 의해 p 부터 q 까지의 범위를 갖는 $m = \text{int}(a \cdot n + e)$ 에 대해 인덱스 n 은 I 부터 F 까지의 범위를 갖게 된다. 그러므로 윗식을 다시 쓰면,

$$(7) \quad E = \sum_{n=I}^F [w_m - y_m]^2$$

가된다. 여기서 $w_m = c \cdot n + d \cdot y_n + f$ 이고, c 와 f 는 (4)식으로부터 다음과 같이 계산된다.

$$(8) \quad c = \frac{y_q - y_p}{F - I} - d \frac{y_F - y_I}{F - I}$$

$$(9) \quad f = \frac{F \cdot y_p - I \cdot y_q}{F - I} - d \frac{F \cdot y_I - I \cdot y_F}{F - I}$$

w_m 을 다시 쓰면,

$$(10) \quad w_m = \left(\frac{y_q - y_p}{F - I} \right) \cdot n + \frac{F \cdot y_p - I \cdot y_q}{F - I} - d \left(\frac{y_F - y_I}{F - I} \cdot n + \frac{F \cdot y_I - I \cdot y_F}{F - I} - y_n \right)$$

$\zeta_n = (F-n)/(F-I)$ 라 놓으면 윗식은 다음과 같이 바꿔 쓸 수 있다.

$$(11) \quad w_m = y_q(1 - \zeta_n) + y_p \zeta_n - d(\zeta_n y_I + (1 - \zeta_n) y_F - y_n)$$

식(7)을 다시 쓰면

$$(12) \quad E = \sum_{n=I}^F (A_n d - B_n)^2$$

여기서

$$A_n = y_n - [\zeta_n y_I + (1 - \zeta_n) y_F]$$

$$B_n = y_m - [\zeta_n y_p + (1 - \zeta_n) y_q]$$

오차 함수 E 를 최소화하는 d 를 구하기 위해 E 를 d 에 대해 편미분 하면

$$\frac{\partial E}{\partial d} = 2 \sum_{n=I}^F (A_n d - B_n) A_n = 0$$

가되고, 따라서 수축도 d 값은 다음과 같이 구해진다.

$$(13) \quad d = \frac{\sum_{n=I}^F B_n A_n}{\sum_{n=I}^F A_n^2}$$

위 식은 점 (I, y_I) 부터 (F, y_F) 까지의 점들에 대해 계산된 모든 수축도 값들의 가중 평균으로 얻어진 수축도 값을 나타낸다.

2. 반복 알고리즘 (iterative algorithm)

주어진 임의의 데이터 집합에 대한 interpolation points와 수축도를 구하기 위한 반복 알고리즘은 얻어진 프랙탈 함수가 자기-유사하다는 성질에 근거한다. 이 역변환 알고리즘은 식(2)의 함수의 유사 변환 구간들로 나누는 interpolation points와 수축도에 대해 주어진 함수를 탐색한다. Collage theorem에 의해, 자신의 유사 변환을 갖는 함수를 찾아낼 수 있다면, 그리고 함수와 함수의 collage 사이의 차가 작다면, IFS의 attractor는 함수에 대해 근사하게 된다.

입력 데이터에서 변환하기 위해 나눈 여러 개의 구간들을 range라 하고, 각 range에 대해 유사성을 비교하여 가장 근사한 쌍의 변환식을 찾기 위한 영역들을 domain이라 정의한다.

주어진 데이터에서 선택한 range 내의 데이터와 domain에 대해 변환을 취해 얻은 데이터 사이의 유사성을 비교하기 위한 척도로 Hausdorff distance와 L_1, L_2, L_∞ -Euclidean distance 등을 사용할 수 있다¹⁷⁾. 본 논문에서는 L-Euclidean distance를 사용하여 유사성을 비교하였다.

각 변환 매개변수들을 구하기 위한 반복 알고리즘의 흐름도는 그림 1과 같다. 먼저 range의 크기 sR을 정하고 do-

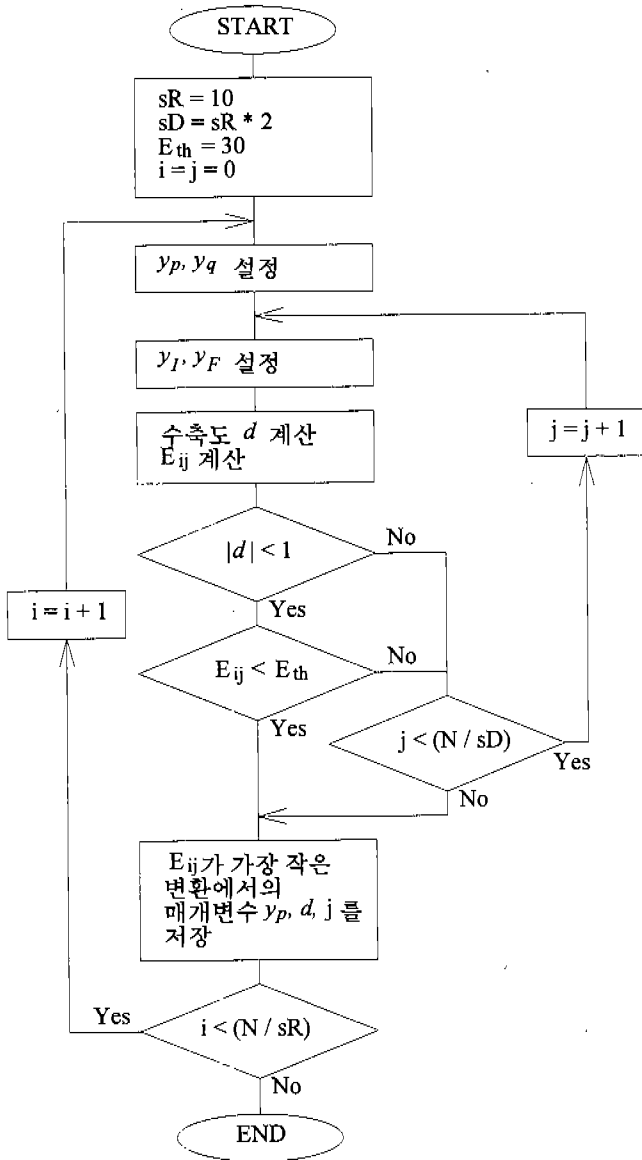


그림 1. PSAFI 알고리즘의 흐름도
Fig 1. Flowchart of PSAFI algorithm

main의 크기 sD를 sR의 두 배로 정한다. 전체 데이터의 샘플 수가 N 개인 입력 데이터에 대해, i번째 range와 j번째 domain 사이의 L2-Euclidean distance를 E_{ij} 라 정의하고, 그 threshold 값 E_{th} 를 정한다. 선택된 i번째 range와 j번째 domain의 양 끝 함수값을 각각 y_p, y_q 와 y_i, y_F 라 하면, 이 값들로부터 i번째 range와 j번째 domain 사이의 수축도 d 와 L2-Euclidean distance E_{ij} 를 계산할 수 있다. 수축도 d 가 $|d| < 1$ 이고 E_{ij} 가 E_{th} 보다 작으면, 그때까지 계산된 i번째 range와 j개의 domain들 중에서 E_{ij} 가 가장 작았던 변환에

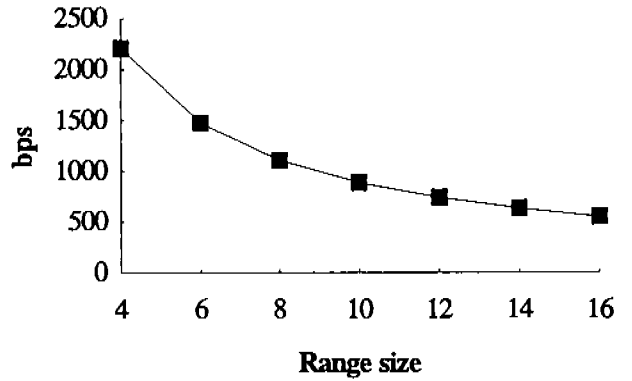


그림 2. Range 크기에 따른 압축률 (bps)
Fig 2. Compression ratio (bps) with range size

서의 매개변수들 (y_p, y_q, y_i, y_F, d, j) 중에서 필요한 것들을 저장하고 다음 range에 대해 과정을 반복한다. 만약 $|d|$ 가 1보다 작지 않거나 E_{ij} 가 E_{th} 보다 작지 않으면 전체 domain에 대해 이 조건이 만족될 때까지 수축도와 E_{ij} 의 계산을 반복한다.

만약 주어진 함수가 완전한 자기 유사성을 갖는다면 위의 알고리즘은 함수를 표현하는 변환의 집합을 찾아낼 것이다. 만약 주어진 함수가 완전한 자기 유사 함수가 아니라면 위의 알고리즘은 주어진 함수에 근사하는 self-affine attractor를 갖는 IFS를 찾아낼 것이다.

실험결과 및 고찰

PSAFI 알고리즘에서 저장되어야 할 매개변수는 각 range와 domain의 interpolation points 쌍에 대한 함수값 (y_p, y_q, y_i, y_F), 각 변환에 관련된 수축도 (d), 각 변환에 관련된 domain의 위치 (j) 등이다.

그림 2는 range의 크기에 따른 압축률을 나타내고, 그림 3은 range의 크기에 따른 재생 오차를 나타낸다. Range 크기가 클수록 각 변환에 대해 주어진 데이터의 더 큰 domain을 모델화 하기 때문에 더 적은 수의 변환이 사용되므로 압축률이 증가하여 bps는 낮아지지만 range 크기가 12보다 커지면 자기 유사성을 찾기가 어려워져 재생 오차인 PRD가 급격히 커진다. 따라서 본 논문에서는 PRD가 10% 이하를 유지하면서 가장 낮은 bps를 얻을 수 있도록 range 크기를 10으로 선택하였다.

그림 4는 L2-Euclidean distance의 threshold (E_{th})를 증가 시킴에 따른 PRD를 나타낸다. E_{th} 를 크게 할수록 계산속도는 빨라지지만 PRD가 커지게 된다. 본 논문에서는

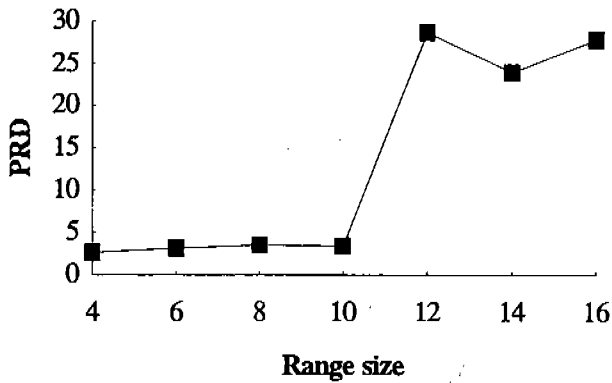


그림 3. Range 크기에 따른 PRD
Fig 3. PRD with range size

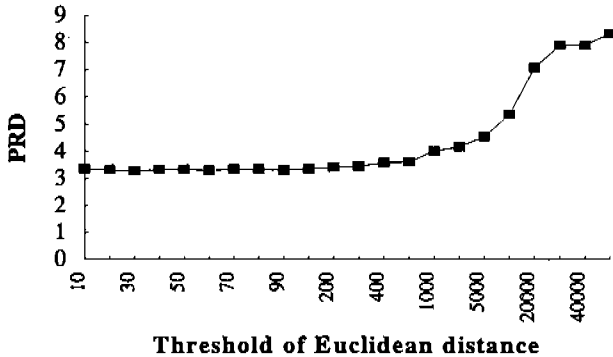


그림 4. L₂-Euclidean distance의 threshold에 따른 PRD
Fig 4. PRD with threshold of L₂-Euclidean distance

PRD를 줄이기 위해 E_{th} 를 30으로 선택하였다.

본 논문에서는 압축률을 높이고 domain의 탐색 시간을 줄이기 위해 domain의 크기 s_D 를 range 크기 s_R 의 두 배인 20으로 고정하였다. 따라서 변환 매개변수들 중 각 domain의 함수값 (y_1, y_f)을 저장할 필요가 없게 되고, 각 interpolation points에 대한 함수값 (y_b, y_d)도 range의 양쪽 끝 점을 중첩시켜 그 중 y_b 하나만 저장하도록 하였다.

그림 5는 압축 과정을 통해 생성된 변환으로부터 압축된 신호가 재생되는 과정을 나타낸다. 해당되는 domain의 함수값에 수축도를 곱해 각 range의 함수값을 복원해 나간다. 이러한 과정을 5회 정도 반복하게 되면 재생 오차가 임의의 값으로 줄어들고 원래 신호에 수렴하는 복원된 신호를 얻게 된다. 그림 5에서 두번째 파형은 재생과정을 한번 거친 것으로 각 range를 경계로 불연속적인 모양을 하고 있으나 재생 과정을 3번 이상 반복한 파형에서 거의 수렴

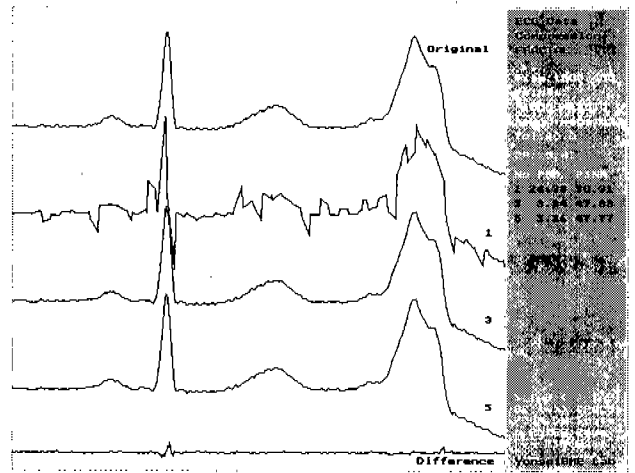


그림 5. PSAFI의 신호 재생 과정
Fig 5. Signal reconstruction process of PSAFI

함을 알 수 있다. 마지막 파형은 원래 신호와 재생 신호의 차를 나타낸다. 프랙탈을 이용한 압축에서는 재생 과정에서 초기 신호가 어떤 값을 갖더라도 저장된 변환 매개변수들로부터 원래의 신호를 재현하게 된다.

그림 6은 MIT/BIH arrhythmia 데이터베이스 208번 데이터에서 Fan 알고리즘과 PSAFI 알고리즘을 사용하여 재생한 파형과 그 오차를 나타낸다. 데이터는 샘플링 주파수를 400 Hz로 하였고, 12 bits의 resolution을 사용하였다. PSAFI로 재생된 파형의 오차에서 자기 유사성을 찾기 힘든 급격히 변화하는 정상 QRS 부분에서 재생 오차가 커지는 것을 볼 수 있으나 이는 Q wave와 S wave에서 나타나는 것이 아니라 R wave에서 나타나는 것으로 이러한 성질을 이용하면 fractal number와 함께 QRS 검출에의 응용도 가능하다¹⁵⁾. R wave를 제외한 그 밖의 파형에서 PSAFI 알고리즘의 전체적인 재현도가 Fan 알고리즘을 사용한 경우보다 원래 신호와 훨씬 유사함을 볼 수 있다. 특히 P wave의 모양과 Q wave의 유무는 진단시 중요한 의미를 내포한다. 비슷한 압축률에서 Fan의 경우 P wave의 모양이 직선으로 표현되고 미세한 Q wave가 사라지는 것을 볼 수 있다.

표 1은 8개의 MIT/BIH 데이터베이스 파일에서 AZTEC, Fan 등의 압축 알고리즘과 PSAFI 알고리즘의 압축률과 PRD를 비교한 것이다. PSAFI 알고리즘은 정해진 range의 크기에 따라 압축률이 일정하게 나타나기 때문에 다른 알고리즘들과는 달리 입력 데이터에 따른 압축률의 변동이 없다. AZTEC 알고리즘은 재생 오차가 크고 후처

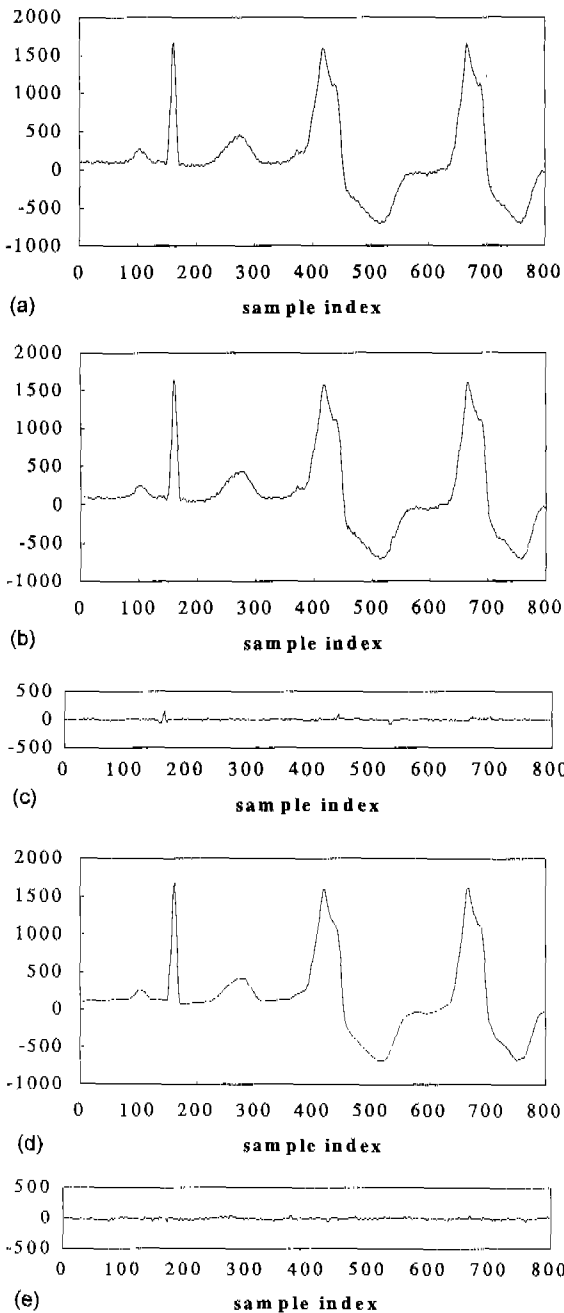


그림 6. PSAFI와 Fan 알고리즘의 비교

- (a) 심전도 파형
- (b) PSAFI로 재생된 파형
- (c) PSAFI의 재생 오차
- (d) Fan으로 재생된 파형
- (e) Fan의 재생 오차

Fig 6. Comparison of PSAFI and Fan algorithms

- (a) Original ECG
- (b) Reconstructed signal with PSAFI
- (c) Reconstruction error of PSAFI
- (d) Reconstructed signal with Fan
- (e) Reconstruction error of Fan

표 1. PSAFI와 직접 압축 방법의 재생오차와 압축률

Table 1. PRD and bps of direct compression methods and PSAFI

Methods	AZTEC		FAN		PSAFI	
	bps	PRD	bps	PRD	bps	PRD
MIT data						
t101	750.0	17.9	449	9.59	883.9	6.83
t105	725.0	16.6	661	5.59	883.9	4.29
t106	977.5	17.6	639	6.90	883.9	6.92
t111	1071.4	12.2	764	7.70	883.9	5.03
t118	731.7	14.3	549	8.82	883.9	5.76
t122	877.5	16.2	682	7.17	883.9	4.83
t200	1066.6	19.0	761	7.46	883.9	6.24
t208	960.0	12.2	902	3.64	883.9	3.26
Average	894.963	15.7	676	7.11	883.9	5.39

의 성능 비교는 최근 많이 사용되고 있는 Fan 알고리즘을 사용하였다. 제안된 PSAFI에서 압축률이 883.9 bps일 때 평균재생오차(average PRD)는 5.39 였다. 압축률과 PRD에서 PSAFI는 Fan 알고리즘과 비슷하거나 조금 나은 결과를 보이지만 전문가에 의해 육안으로 판단할 경우 그림 6에서와 같이 파형의 직선화 경향이 적고 원래 신호에 더 가까운 재생신호를 얻을 수 있다.

결 론

본 논문에서는 반복 수축 변환 이론에 근거한 PSAFI 압축 방법을 심전도 데이터에 적용하였다. 이산 데이터 집합에 대해 자신의 부분들에 대한 수축적 유사 변환의 구성으로 표현되는 1차원 신호에 PIFS를 적용하여 그 압축과 재구성을 구현하였다.

PIFS는 IFS의 일반화로, 매우 큰 유연성과 많은 자유도를 갖기 때문에 매개변수 결정을 위한 효율적인 알고리즘이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 여분의 매개변수를 제거하고 계산속도를 증가시키기 위해 range와 domain 크기를 각각 10과 20으로 고정하고, domain 탐색을 중첩시키지 않고 한번씩만 유사 변환을 찾도록 하였으며, range의 끝 점을 다음 range의 시작점으로 하여 저장해야 할 두 개의 함수값 중 하나만 저장하도록 구현하였다. 매개변수에 대한 고려로, range 크기를 8로 하였던 방법²⁰⁾ 보다 압축률에서 보다 나은 결과를 보였다. 만약 range와 domain의 크기를 고정시키지 않고 데이터에 따라 가변할 수 있도록 한

다면, 보다 낮은 재생 오차를 얻을 수 있을 것이다.

본 논문에서 제안한 PSAFI는 비슷한 압축률을 갖는 기존의 직접 데이터 압축 방법보다 우수한 재현 신호를 얻을 수 있었다.

참고 문헌

1. G. Nave, A. Cohen, "ECG compression using long-term prediction," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. BME-40, pp. 877-885, Sept. 1993.
2. W. C. Mueller, "Arrhythmia detection software for an ambulatory ECG monitor," Biomed. Sci. Inst., vol. 14, pp. 81-85, 1978.
3. J. R. Cox, F. M. Nolle, H. A. Fozzard, and G. C. Oliver, "AZTEC, a preprocessing program for real-time ECG rhythm analysis," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. BME-15, pp. 128-129, Apr. 1968.
4. B. Furht and A. Perez, "An adaptive real-time ECG compression algorithm with variable threshold," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. BME-35, pp. 489-494, June 1988.
5. J. P. Abenstein and W. J. Tompkins, "New data-reduction algorithm for real-time ECG analysis," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. BME-29, pp. 43-48, Jan. 1982.
6. S. M. Blanchard and R. C. Barr, "Comparison of methods for adaptive sampling of cardiac electrograms and electrocardiograms," Med. Biol. Eng. Comput., vol. 23, pp. 377-386, July 1985.
7. B. R. Shankara and I. S. N. Murthy, "ECG data compression using Fourier descriptors," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. BME-33, pp. 428-434, Apr. 1986.
8. M. E. Womble, J. S. Halliday, S. K. Mitter, M. C. Lancaster, and J. H. Triebwasser, "Data compression for storing and transmitting ECG's/VCG's," Proc. IEEE, vol. 65, pp. 702-706, May 1977.
9. U. E. Ruttimann and H. V. Pipberger, "Compression of the ECG by prediction or interpolation and entropy encoding," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. BME-26, pp. 613-623, Nov. 1979.
10. A. Iwata, Y. Nagasaka, and N. Suzumura, "Data compression of the ECG using neural network for digital Holter monitor," IEEE Eng. Med. Biolo. Mag., pp. 53-57, Sept. 1990.
11. S. Jalaeddine, C. Hutchens, R. Strattan, and W. Coberly, "ECG data compression techniques---A unified approach," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. BME-37, pp. 329-343, Apr. 1990.
12. A. E. Jacquin, "Image coding based on a fractal theory of iterated contractive image transformations," IEEE Trans. Image Processing, vol. 1(1), pp. 18-30, Jan. 1992.
13. 정현민, 김용규, 윤택현, 강현철, 이병래, 박규태, "블럭단위의 프랙탈 근사화를 이용한 영상코딩," 전자공학회지, vol. 31-B, no. 2, pp. 159-169, 1994.
14. M. F. Barnsley, *Fractals Everywhere*. New York: Academic, 1988.
15. E. W. Jacobs, R. D. Boss, Y. Fisher, "Fractal-Based Image Compression, II," NOSC TR-1362, Naval Ocean Systems Center, San Diego, CA., June 1990.
16. E. W. Jacobs, Y. Fisher and R. D. Boss, "Image Compression : A study of the iterated transform method," Signal Processing, vol. 29, no. 13, Dec. 1992.
17. D. S. Mazel, M. H. Hayes, "Using iterated function systems to model discrete sequences," IEEE Trans. Signal Processing, vol. 40, no. 7, pp. 1724-1734, July 1990.
18. H. Bakardjian, "Ventricular beat classifier using fractal number clustering," Med. Biol. Eng. Comput., vol. 30, pp. 495-502, Sept. 1992.
19. 이병래, 황선철, 이명호, "심전도 데이터 압축 알고리즘의 성능 개선에 관한 연구," 의공학회지, vol. 11, no. 1, pp. 163-170, 1990.
20. 전영일, 이순혁, 이지연, 윤영로, 윤형로, "반복 함수계를 이용한 심전도 데이터 압축," 대한 의공학회 춘계학술대회 논문집, vol. 16, no. 1, pp. 43-48, 1994.

=국문초록=

본 논문은 iterated contractive transformations을 이용한 심전도 데이터 압축에 관한 새로운 방법을 제안한다. 이 방법은 piecewise self-affine fractal interpolation (PSAFI)에 의해 심전도 신호의 임의 구간들을 표현한다. Piecewise self-affine fractal model은 자기자신의 수축적 유사 변환으로 구성된다고 볼 수 있는 이산 데이터에 사용된다.

제안된 알고리즘은 MIT/BIH arrhythmia 데이터베이스로 평가되었다. PSAFI는 주어진 압축율에서 기존의 직접 압축 방법 보다 상대적으로 적은 재생 오차를 나타냈다. 샘플링 주파수는 400Hz이고 resolution은 12bits인 원래 신호에 대해 압축율이 883.9bps 일때 평균재생오차 (APRD)는 5.39%를 나타냈다.