

B-spline 근사화 기반의 심전도 신호 압축

ECG signal compression based on B-spline approximation

류춘하* · 김태훈* · 이병국** · 최병재*** · 박길흠*

ChunHa Ryu, Tae-Hun Kim, Byung-Gook Lee, Byung-Jae Choi and Kil-Houm Park

* 경북대학교 IT대학 전자공학부

** 동서대학교 컴퓨터정보공학부

*** 대구대학교 전자공학부

요약

심전도 신호는 일반적으로 200Hz 이상의 주파수로 표본화 하므로 장시간의 심전도 신호를 획득할 경우 데이터가 방대해진다. 이러한 신호를 저장 및 전송하기 위해서는 효율적인 신호 압축을 필요로 한다. 본 논문에서는 B-spline 근사화를 이용하여 심전도 신호를 압축하는 방법을 제안한다. B-spline 곡선의 국부적 제어성(local controllability) 특성으로 인하여 원 신호를 부분적으로 근사화할 수 있으며, 이를 통하여 방대한 심전도 신호를 압축할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 응용수학의 근사이론 및 기하학적 모델링에 널리 사용되고 있는 비균일 B-spline 근사화 기법으로 효율적인 압축 방안을 제시한다. 제안한 알고리즘의 유효성을 확인하기 위해 실제 심전도 임상 데이터인 MIT-BIH 데이터베이스를 이용하여 실험을 수행하며, 그 결과로부터 제안한 기법을 이용한 B-spline 근사화 압축 방법의 효용성을 입증한다.

키워드: B-spline 근사화, 심전도 신호, 신호 압축, 비균일 knot, 압축률

Abstract

In general, electrocardiogram(ECG) signals are sampled with a frequency over 200Hz and stored for a long time. It is required to compress data efficiently for storing and transmitting them. In this paper, a method for compression of ECG data is proposed, using by Non Uniform B-spline approximation, which has been widely used to approximation theory of applied mathematics and geometric modeling. ECG signals are compressed and reconstructed using B-spline basis function which curve has local controllability and control a shape and curve in part. The proposed method selected additional knot with each step for minimizing reconstruction error and reduced time complexity. It is established that the proposed method using B-spline approximation has good compression ratio and reconstruct besides preserving all feature point of ECG signals, through the experimental results from MIT-BIH Arrhythmia database.

Key Words : B-spline approximation, Knot vector, ECG Signal, ECG data compression

1. 서론

심전도는 심장에 의해 생성된 전기적 활동을 그래프로 표현한 것으로 다양한 심장 질환의 사전 진단과 예후 관측에 널리 이용되고 있다. 심전도 신호는 일반적으로 200[Hz] 이상의 높은 표본화 주파수를 가지며, 이로 인하여 장시간 측정된 데이터는 저장 및 전송의 효율성을 위하여 압축이 필요하다. 또한 심전도 파형을 정확하게 디지털 데이터화하기 위해서는 고성능의 프로세서와 대용량의 저장 장치가 필요하다. 이러한 필요성은 소형, 경량화의 휴대용 심전도

장치를 개발하는데 어려움을 초래하고 있다. 동시에 환자의 심장 상태를 장기적으로 관리하기 위해서는 심전도 파형에 대한 효율적인 데이터 관리를 요구한다[1,2].

따라서 심전도 신호를 효율적으로 저장, 처리 및 전송하기 위해서는 진단에 중요한 정보를 손실 없이 압축할 필요성이 있다. 손실 데이터 압축은 원 신호에 대한 왜곡이 발생하는데, 심전도 신호에서의 왜곡은 심검자의 건강 관측에 오류를 유발시킬 수 있다. 따라서 심전도 신호 압축에서는 복원 오차가 허용 범위 내에서 유지되어야 한다.

지금까지 연구되고 있는 심전도 신호 압축 방식은 직접 압축 방식, 변환 압축 방식 등이 있다[3-5]. 또한 심전도 파형의 정확한 기술(delineation)을 위하여 수치 미분, 패턴 인식, 수학적 모델 등에 기반한 다양한 접근 방법이 제안되었다[6-8]. 직접 압축 방식에는 AZTEC, FAN, DPCM, Turning-Point, CORTES 등이 있다. 이 방법은 데이터의 값을 직접 사용하여 중복성을 검출하여 제거하는 방법으로서 압축률은 높은 편이

접수일자 : 2011년 6월 17일

완료일자 : 2011년 --월 --일

* 본 과제(결과물)는 교육과학기술부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 광역경제권 선도산업 인재양성사업의 연구결과입니다.

나 재샘플링이 크면 신호의 왜곡이 상대적으로 큰 편이다. 또한 변환 압축 방식에는 Fourier 변환, Walsh 변환, Karhunen-Loeve 변환 기법이 있다. 이 방법은 대부분 직교 기저함수의 계수들을 저장 및 전송하는 방법으로, 많은 계산량으로 인해 압축률이 다소 떨어질 수 있다[9]. 이러한 변환 방식의 성능은 기저함수의 개수와 모양에 상당히 의존적이다. 따라서 시간에 따라 유동적으로 변하는 심전도 신호에 대하여 적합한 기저함수가 필요하다.

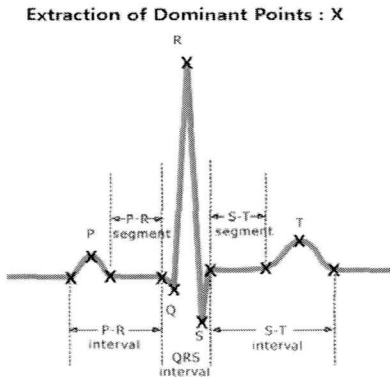


그림 1. 일반적인 심전도 신호
Fig. 1. Typical ECG signal.

그림 1은 일반적인 심전도 신호를 나타내며 다항 함수의 합성과 유사한 특성을 가지는 것을 알 수 있다. B-spline 기저함수는 knot들의 위치와 수에 따라 변하는 국부적 성질을 가지고 있다. 그리고 부드러운 곡선 형태를 유지하면서 국부적 제어성으로 인해 곡선의 형태를 부분적으로 근사화할 수 있는 장점을 가지고 있다[10]. 또한 knot들이 균일(uniform)하면 B-spline 기저함수들은 서로 모양이 같고 위치만 이동한 형태로 계산이 간단하다. 그러나 심전도 신호의 중요한 진단 정보를 알려주는 P, Q, R, S, T파를 포함하기 위해서는 많은 knot를 필요로 한다. 따라서 심전도 신호를 복원하기 위해서는 적절한 knot 벡터를 이용하여 압축률을 향상할 수 있다. 기존 연구로는 Karczewicz 등이 x 축 정보로부터 knot를 제거하는 방식의 비균일 knot 벡터를 구성하였다[11].

본 논문에서는 심전도 신호와 유사성이 높은 3차 cubic B-spline 기저 함수를 사용하고, 측정된 오차를 기반으로 균일하게 정점을 추가하여 보다 효율적인 비균일 knot 벡터를 구성하는 방법을 제시한다. 이를 통하여 압축률과 복원 오차를 향상시킬 수 있는 최적의 knot 벡터를 유도하여 시간의 복잡도를 최소화 하였다.

제안한 방법의 성능을 검증하기 위하여 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스를 사용하여 실험을 수행하며, 그 결과로부터 제안한 기법을 이용한 B-spline 근사화 압축 방법의 효율성을 입증한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 ECG 신호에 대한 단계별 오차에 대하여 knot를 추가하는 비균일 간격에 대한 B-spline 근사화 압축 방법을 설명한다. 3장에서는 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스에 있는 심전도 신호에 대한 실험을 통하여 제안한 방법의 타당성을 검증한다. 마지막으로 제4장에서 제안한 방법의 유용성 제시와 함께 결론을 맺는다.

2. B-spline 근사화

(1) B-spline 근사화

B-spline 곡선은 제어점(control point)과 B-spline 기저함수(B-spline basis function)들의 선형조합으로 표현한다. 식 (1)은 n 개의 제어점과 균일한 knot 구간 h 에 대한 B-spline 함수를 이용하여 근사화된 함수 $g(t)$ 를 나타낸다. 이때 c_i 는 제어점(control point)을 나타내고, $B_{i,d}$ 는 B-spline 기저함수이다. 또 t_i 는 B-spline 함수의 knot 벡터값이다.

$$C = \{c_0, c_1, \dots, c_n\}$$

$$\tau = \{-dh, \dots, 0, h, \dots, nh, \dots, (n+d)h\}$$

$$g(t) = \sum_{i=0}^n c_i B_{i,d}(t)$$

$$B_{i,1}(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } t_i \leq t \leq t_{i+1} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

$$B_{i,d}(t) = \frac{t-t_i}{t_{i+d-1}-t_i} B_{i,d-1}(t) + \frac{t_{i+d}-t}{t_{i+d}-t_{i+1}} B_{i+1,d-1}(t)$$

식(1)의 d 차 B-spline의 기저함수 $B_{i,d}$ 는 d 차의 piece-wise 다항식으로 보통 재귀적인 방법으로 정의 되며, 균일한 간격의 knot 벡터 $(-2, -1, 0, 1, 2)$ 에 대한 3차 B-spline의 기저함수는 식(2) 및 그림 2와 같다.

$$B_{i,3}(t) = \begin{cases} (t+3)^3/6 & -2 < t \leq -1 \\ (-3t^3-6t^2+4)/6 & -1 \leq t < 0 \\ (3t^3-6t^2+4)/6 & 0 \leq t < 1 \\ (2-t)^3/6 & 1 \leq t < 2 \end{cases} \quad (2)$$

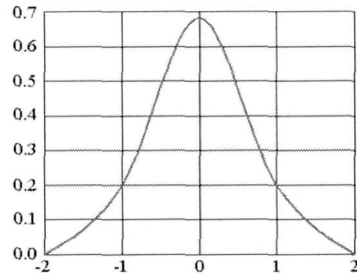


그림 194. 구간 $(-2, -1, 0, 1, 2)$ 에 대한 3차 B-spline 기저함수

Fig. 2. Cubic B-spline Basis function.

주어진 샘플 데이터 $(x_i, y_i)_{i=0}^m$ 와 knot 벡터에서 기저함수 $B_{i,3}(t)$ 에 대한 제어점(control point) c_i 는 최소자승법(Least Square Method) B-spline 함수 근사를 이용하여 다음 식(3)과 같이 구한다. 여기에서 $S_{d,\tau}$ 는 주어진 knot 벡터 τ 에 대한 n -dim B-spline space 이다.

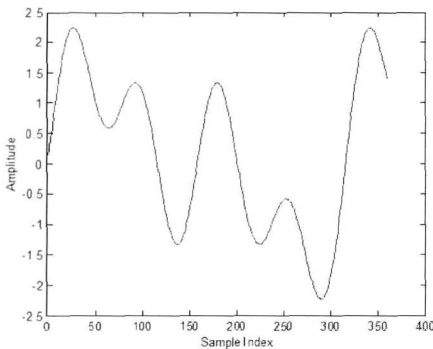
$$\min_{g \in S_{m,r}} \sum_{i=0}^m (y_i - g(x_i))^2$$

$$c = (B^t B)^{-1} B^t y \quad (3)$$

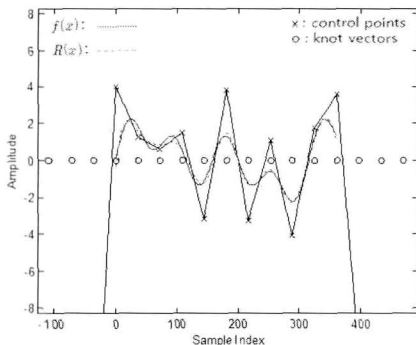
$$B = \begin{Bmatrix} B_{0,d}(x_0) & \dots & B_{n,d}(x_0) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ B_{0,d}(x_m) & \dots & B_{n,d}(x_m) \end{Bmatrix}, \quad c = \begin{pmatrix} c_0 \\ \vdots \\ c_m \end{pmatrix}, \quad y = \begin{pmatrix} y_0 \\ \vdots \\ y_m \end{pmatrix}$$

그림 3은 임의의 함수 $f(x)$ 에서 샘플 데이터를 구하고 이를 이용하여 근사화하기 위하여 B-spline 근사화 방법을 적용한 사례를 보여주고 있다. 그림 3(a)는 임의의 함수 $f(x)$ 를 보여준다. 그림 3(b)는 균일한 간격으로 knot 벡터를 설정하여 B-spline 근사화를 적용한 결과이다. 그림으로부터 알 수 있듯이 국부적 최대값 및 최소값에 해당되는 부분에서 비교적 충실하게 데이터 복원이 이루어짐을 확인할 수 있다. 이 경우에는 일정한 간격으로 knot 벡터를 설정하므로 시간 복잡도를 줄일 수 있지만, 변화가 거의 없는 연속적인 구간과 같이 압축률 대비 복원 오차에 비교적 영향을 못 미치는 구간에서도 동일한 간격의 제어점을 생성한다. 따라서 균일한 간격으로 knot 벡터를 설정할 경우에는 제어점의 수가 지나치게 증가할 수 있다.

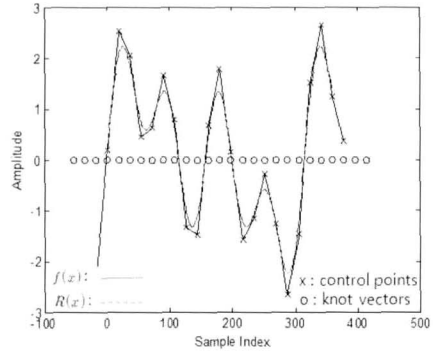
심전도 신호는 국부 최대값 성분인 P, R, T파와 국부 최소값 성분인 Q, S파가 존재하는 구간 및 국부적 극값이 존재하는 구간 이외에는 변화가 거의 없는 연속적인 구간이다. 이 구간의 경우에는 원 신호와 근사 신호 사이에 오차가 거의 발생하지 않으므로, 비록 제어점의 수를 증가시켜도 오차가 줄어드는 효과는 거둘 수 없다. 그러므로 변화가 거의 없는 연속적인 구간이 많을 경우에는 균일한 간격으로 knot 벡터를 설정하는 것이 적절하지 않다.



(a)



(b)



(c)

그림 3. $f(x)$ 에 대한 B-spline 근사화의 예.

(a) 원 신호, (b) 제어점 13, (c) 제어점 23

Fig. 2 Example of B-spline approximation for $f(x)$.

(a) Original signal, (b) Control point 13, (c) Control point 23

(2) 비균일 간격의 단계별 B-spline 근사화

균일한 간격의 B-spline 근사화로 오차를 최소화 하여 신호를 복원하기 위해서는 knot의 수를 많이 사용하여야 한다. 따라서 변화율이 일정한 구간에서도 압축할 특징점을 제어점으로 사용함으로써 압축률 대비 복원 오차가 크게 나온다. 그러므로 정상적인 심전도 신호는 P, Q, R, S, T파의 주기적 반복 신호의 특징에서 QRS complex와 같은 고주파 영역에서는 knot의 수를 늘리고, SQ segment 영역의 변화율이 작은 영역에서는 최소한의 제어점으로 압축률을 높이기 위해 비균일한 간격의 knot 벡터를 생성한다.

원 신호에서 복원된 신호의 산술적 차를 이용하여 초기의 균일한 간격의 knot 구간에 대하여 단계적으로 균일하게 knot 벡터의 수를 늘려 간단하고 효율적인 비균일한 간격의 knot 벡터를 구성하여 근사화한다.

제안한 방법으로 심전도 신호를 B-spline으로 근사화하기 위해서는 먼저 첫 번째 단계에서는 균일한 간격으로 임의의 초기 knot 벡터를 생성한다. 다음 단계에서는 원 신호($f(x)$)에서 복원된 신호($g(x)$)의 산술적 차인 복원오차($e(x)$)를 계산한다. 이때의 오차는 다음 단계의 knot 벡터를 선택하는 중요한 요소이다. 복원오차($e(x)$)를 이전 단계의 knot 벡터의 각 구간에서 식(4)와 같이 RMS(Root Mean Square)를 구하고, 그 값들의 평균을 구한다. 다음으로 RMS가 평균값 보다 큰 값을 가지는 구간에서는 그 구간의 중간 지점에 knot 벡터를 추가한다. 이와 같은 방법으로 원하는 복원 오차의 범위 이내에 수렴할 때까지 knot를 추가하며 반복한다.

$$e(x) = f(x) - g(x)$$

$$N_i = \sqrt{\frac{1}{t_{i+1} - t_i} \sum_{x=t_i}^{t_{i+1}} e^2(x)} \quad (4)$$

신호의 압축 정도와 복원 오차를 표현하기 위해 CR (Compressed Rate)과 PRD(%) (Percent of Root mean

square Difference)를 사용한다. CR은 잡음을 제거한 신호의 데이터 비트를 압축 신호의 데이터 비트로 나눈 값을 나타낸다.

본 논문에서는 비균일한 간격으로 knot 벡터를 정의하지만 최소한의 제어점이 생성되도록 knot을 추가하는 방법을 제안함으로써 샘플 인덱스 기반인 CPR(Compressed Points Rate)을 식 (5)와 같이 정의한다. 여기서 f_L 는 신호의 샘플 인덱스 정점 수이며 C_L 은 제어점의 샘플 인덱스 정점 수를 나타낸다.

$$CPR = \frac{f_L}{C_L} \quad (5)$$

따라서 CR은

$$CR = CPR \times \frac{Y_{mbit} + X_{mbit}}{y_{mbit} + x_{mbit}}$$

이며, Y_{mbit} 는 원신호의 전위 레벨 최대 비트수이고, X_{mbit} 는 원신호의 시간축 최대 비트수이다. 또한 y_{mbit} 는 압축된 신호의 전위 레벨 최대 비트수, x_{mbit} 는 시간축 최대 비트수이다. 비균일 간격의 knot 벡터에 대한 B-spline 근사화에서, CR은 x 축에 대하여 단계 정보를 위하여 최소 비트만을 포함하여 계산한다.

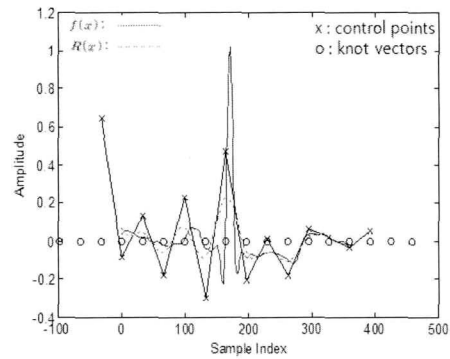
PRD는 원 신호($f(x)$)와 압축한 데이터를 이용하여 복원한 신호($g(x)$)에 의해 식 (6)과 같이 표현한다.

$$PRD = \sqrt{\frac{\sum_{t=0}^{t_{max}} (f(t) - g(t))^2}{\sum_{t=0}^{t_{max}} f^2(t)}} * 100 \quad (6)$$

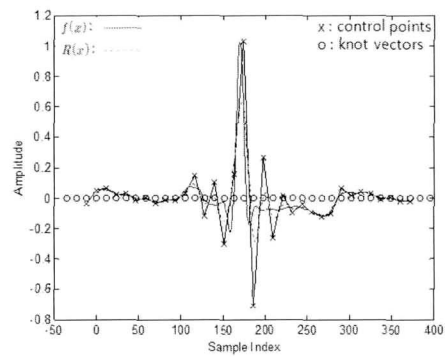
3. 실험 및 고찰

본 논문에서는 제안한 방법의 효율성을 검증하기 위하여 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스 레코드 100번 MLII 신호의 360 샘플링 데이터를 사용하여 실험하였다. MIT-BIH 부정맥 데이터베이스는 심전도 신호처리에 있어서 널리 이용되고 있는 임상데이터로서, 샘플링 주파수는 360Hz이며, 각 심검자로부터 약 30분(약 1800초) 동안 측정된 것이다. 실험용 PC는 3.00GHz Core2 Duo CPU와 3GByte 메모리의 사양이며, MATLAB R2010a를 사용하였다.

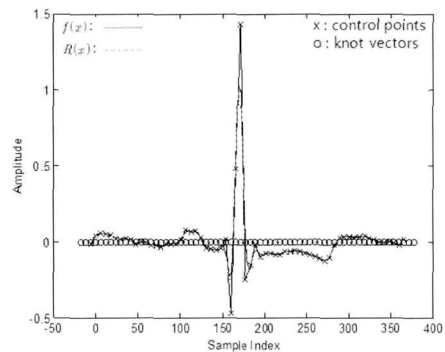
심전도 신호의 잡음 제거를 위한 전처리는 심장 질환 진단에 있어서 중요한 요소를 가지고 있는 주파수 대역인 1Hz ~ 25Hz의 BPF(Band-pass Filter)를 사용 하였다.



(a)



(b)



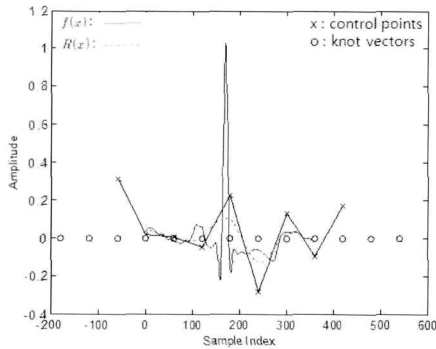
(c)

그림 4. 심전도 신호의 균일 간격의 B-spline 근사화 (a) 1단계, (b) 4단계, (c) 7단계

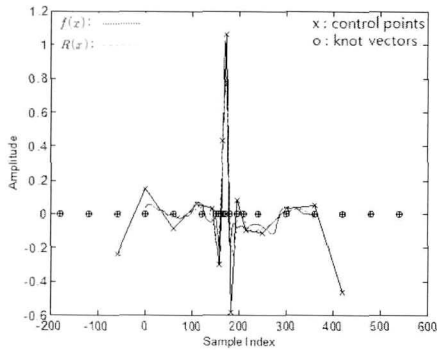
Fig. 4. Uniformed B-spline approximation of the ECG signal. (a) Level 1, (b) Level 4, (c) Level 7

우선, B-spline 근사화에 대한 특성을 살펴보기 위해, MIT-BIH 100번 레코드의 MLII 신호를 사용하여 실험을 하였다. 그림 4는 균일한 간격을 사용하여 원하는 복원신호를 얻기 위해 계속적으로 knot 벡터를 증가하였다. 그림 5는 단계별로 각 구간별 복원오차의 RMS값이 전체 RMS 평균값보다 큰 구간에서 knot 벡터를 하나씩 추가하는 방식으로 비균일한 구간을 갖는 knot 벡터에 대한 B-spline 근사화이다. 균일한 간격의 knot 벡터에 대한 B-spline 근사화와 비교를 위하여 동일 단계에서 복원되는 신호를 분

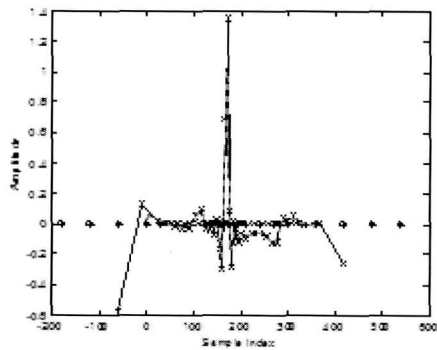
석하였다. 그림4(c)의 제어점 수는 64이며 CR=9, PRD=3.90이다. 그리고 그림 5(c)의 제어점의 수는 35이며 CR=16.46, PRD=3.76이다. 이는 같은 단계에서 적은 수의 제어점으로 추정된 곡선이 균일한 간격으로 근사화한 방법보다 우수한 성능을 보임을 알 수 있다. 또한 원 신호에서 knot를 제거하는 방식으로 비균일한 knot 벡터를 구성한 B-spline 근사화는 knot의 수가 40일 때, CR=14.01, PRD=3.11 으로 비슷한 성능을 가진다[11]. 그러나 위 방식은 각 데이터마다 구간별로 최소한의 오차를 찾기 위해 많은 계산을 요구한다. 하지만 제안한 방법은 단계별로 균일하게 knot를 추가하는 방식으로 시간의 복잡성을 최소로 할 수 있다.



(a)



(b)



(c)

그림 5. 심전도 신호의 비균일 간격 B-spline 근사화 (a) 1 단계, (b) 4 단계, (c) 7 단계

Fig. 5. Nonuniform B-spline approximation of the ECG signal.

(a) Level 1, (b) Level 4, (c) Level 7

그림 6은 압축 방법에 따라 압축률 대비 복원 오차를 보여 주며 일반적으로 PRD값에 따라 복원 신호의 충실도를 나타낸다. 균일한 간격의 knot 벡터에 대한 B-spline 근사화 보다 제안한 방법으로 구성된 비균일한 knot 벡터에 대한 B-spline 근사화를 사용할 경우 같은 PRD 에서의 압축률이 좋은 것을 검증 할 수 있었다. 또한 PRD 값이 0~2%에 분포하면 very good, 2~9%에 분포하면 good, 9~19%에 분포하면 not good으로 표현한다[12].

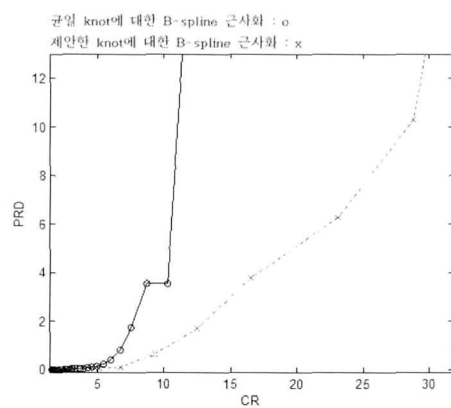


그림 6. 압축 방법에 따른 CR & PRD의 비교

Fig. 6. Comparison of CR & PRD based on compression method.

신호의 충실도에 따른 압축률을 비교하기 위해 그림 6은 PRD 값이 very good 또는 good에 분포하는 구간을 확대한 것이다. 그 결과로 부터 PRD가 9%일 때 균일한 간격의 B-spline 근사화와 제안한 knot에 대한 비균일 간격의 B-spline 근사화의 압축률은 각각 약 12배, 27배 정도가 됨을 알 수 있다. 그리고 표 1은 기존의 다른 다양한 압축 방법과 제안한 방법의 각 PRD에 따른 압축률을 비교한 것이다[9]. 비교를 위하여 비슷한 PRD에 대한 압축률을 제시하였다. 제안한 기법의 비균일 간격의 B-spline 근사화 방법이 PRD의 분포가 good인 범위에서 우수한 압축률을 가짐을 알 수 있다.

표 1. 압축 알고리즘에 따른 압축률 및 PRD 비교

Table 1. Some ECG data compression schemes.

압축 방법	CR	PRD(%)
AZTEC	10	28
TP	2	5.3
Fan/SAPA	3	4
CORTES	4.8	7
DPCM-Linear Predict, Interpl.,and Entropy Coding	7.8	3.5
Fourier Descriptors	7.4	7.0
균일간격의 B-spline	9	3.9
제안한 knot에 대한 B-spline	16.46	3.76

IV. 결 론

심전도 신호는 P, Q, R, S, T파의 일정한 형태의 파형들로 이루어진 주기적 반복 신호로써, QRS complex와 같은 변화율이 큰 영역과 SQ segment의 변화율이 작은 영역으로 구성되어 있다. 본 논문에서는 변화율이 일정한 구간에서 최소한의 제어점을 선택하여 심전도 신호를 효과적으로 저장, 분석 및 전송하기 위한 압축 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 B-spline 근사화를 이용한 방법으로, 복원 오차를 최소화 하는 최적의 knot 벡터를 제시하였다. 또 심전도 신호가 곡선 형태임을 감안하여 B-spline 곡선의 기저함수를 큐빅 B-spline으로 사용하였다. 따라서 압축의 실효성을 높이고 단계 별 오차에 대하여 균일하게 정점을 추가하는 방법에 기반 하여 압축을 함으로써 시간 복잡도를 최소화 하고 압축률 대비 복원 오차를 줄였다. 제안한 방법의 검증을 위하여 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스에 있는 심전도 신호에 대하여 실험을 수행하였다. 그 결과로부터 균일한 구간의 B-spline 근사화 방법과 단계별로 knot를 추가하는 비균일한 구간의 B-spline 근사화 방법을 비교 분석하고 제안한 압축 방법의 효용성을 입증하였다.

Evaluation on standard databases," IEEE Trans. Biomedical Engineering, vol. 51, no. 4, pp. 570-581, 2004.

[9] S. Jaleldine, C. Hutchens, R. Strattan. and W. Coberly, "ECG data compression techniques-A Unified approach," IEEE Trans. Biomedical Engineering, vol. 37, pp. 329-343, 1990.

[10] M. Unser, A. Aldroubi, and M. Eden, "B-spline signal processing: Part I-Theory," IEEE Trans. Signal Processing, vol. 41, no. 2, pp. 821-833, 1993.

[11] M. Karczewicz, M. Hamalainen, M. Gabbouj, Multiple knot spline approximation for ECG data compression, Proc. IEEE Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing, Neos-Marmaras, Halkidiki, Greece, 20-22 June 1995, pp487-490.

[12] Yaniv Zigel, Atnon Cohen, Amos Katz, "The Weighted Diagnostic Distortion Measure for the ECG Signal Compression", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol 47, no. 11, Nov. 2000.

참 고 문 헌

[1] F. Enseleit and F. Duru, "Long-term continuous external electrocardiographic recording: A review," Europace, vol. 8, no. 4, pp. 255-266, 2006.

[2] B. J. Schijvennaars, G. Van Herpen, and J. A. Kors, "Intraindividual variability in electrocardiograms," Journal of Electrocardiology, vol. 41, no. 3, pp. 190-196, 2008.

[3] H. J. Kim, R. F. Yazicioglu, P. Merken, C. Van Hoof, and H. J. Yoo, "ECG signal compression and classification algorithm with quad level vector for ECG holter system," IEEE Trans. Information Technology in Biomedicine, vol. 14, no. 1, pp. 93-100, 2010.

[4] F. Jager, I. Koren, and L. Gyergyek, "Multiresolutional representation and analysis of ECG waveforms," Proceedings of Computers in Cardiology, pp. 547-550, 1990.

[5] J. Abenstein and W. Tompkins, "A new data-reduction algorithm for real-time ECG analysis," IEEE Trans. Biomedical Engineering, vol. BME-29, no. 1, pp. 43-48, 1982.

[6] M. Benmalek and A. Charef, "Digital fractional order operators for R-wave detection in electrocardiogram signal," IET Signal Processing, vol. 3, no. 5, pp. 381-391, 2009.

[7] Q. Zhang, A. I. Manriquez, C. Medigue, Y. Papelier, and M. Sorine, "An algorithm for robust and efficient location of T-wave ends in electrocardiograms," IEEE Trans. Biomedical Engineering, vol. 53, no. 12, pp. 2544-2552, 2006.

[8] J. P. Martinez, R. Almeida, S. Olmos, A. P. Rocha, and P. Laguna, "A wavelet-based ECG delineator:

저 자 소 개



류춘하(Chunha Ryu)
한국지능시스템학회 논문지,
제20권 제5호 참조



김태훈(Tae-Hun Kim)
한국지능시스템학회 논문지,
제20권 제5호 참조



이병국(Byung-Gook Lee)
1987년 연세대학교 수학과 졸업(학사)
1989년 KAIST 응용수학과 졸업(석사)
1993년 KAIST 수학과 졸업(박사)
1993년~1995년 데이터컴퓨팅연구소 선임연구원
1995년~현재 동서대학교 컴퓨터정보공학부
정교수

관심분야 : 컴퓨터그래픽스, CAGD
Phone : 051-320-1727
E-mail : lbg@dongseo.ac.kr



최병재 (Byung-Jae Choi)
한국지능시스템학회 논문지,
제20권 제5호 참조



박길흠 (Kil-Houm Park)
한국지능시스템학회 논문지,
제20권 제5호 참조