

다채널 심전도에서의 두가지 Source Consistency Filtering 알고리즘의 해석

우 응 제·강 곤

건국대학교 의과대학 의용생체공학부
(1999년 2월 10일 접수, 1999년 5월 19일 채택)

Analysis of two Source Consistency Filtering Algorithms in multi-lead resting ECG

E.J. Woo, G. Khang

Department of Biomedical Engineering, College of Medicine, Konkuk University
(Received February 10, 1999, Accepted May 19, 1999)

요 약 : 다 채널의 심전도 신호에서, 소수의 리이드에 만 잡음이 유기고 나머지 대부분의 리이드 신호들은 이 잡음과 통계적인 상관 관계가 없을 때, source consistency filtering(SCF)은 이러한 잡음의 감쇄에 매우 효과적이다. 특히, SCF는 원래 신호의 왜곡을 최소화하면서, 선택적으로 잡음만을 제거하는 우수한 특성을 가진다. 이러한 특성은 하나의 신호원에서 기인하는 다채널 신호들의 공간적 및 시간적 상관 관계를 모두 이용함으로써 가능하다. 본 논문에서는 SCF의 원리 및 구현 방법을 구체적으로 기술하여 이 방법에 대한 이해를 증진하고자 한다. 또한, 기존의 방법을 개선한 새로운 SCF를 제안하였으며, 이의 효과적인 구현에 필요한 알고리즘의 상세한 설계 지침을 제시하였다. 다채널의 심전도 신호를 대상으로 하이 그 성능을 검증하였고, 현재의 SCF가 가지는 한계를 명확히 하며, 개선의 방향을 제시하였다.

Abstract : Source consistency filtering (SCF) is very effective at removing noise when only one or a few leads among multi-lead ECG signals are contaminated. When the noise at one or only a few leads are statistically uncorrelated with signals at other leads, SCF selectively removes the noise with a negligible amount of distortion in the original signal waveform. In order to enhance the understanding of this new method, we describe the theory and implementational details of SCF in this paper. Numerical implementation and test results of SCF on a multi-lead ECG database show that SCF is a new kind of adaptive filters utilizing spatial as well as temporal information in multi-channel signals originating from a single source. We also describe the limitations and future improvements in using SCF.

Key words : Source consistency filtering(SCF), spatial signal estimation(SSE), coherence, adaptive filtering

서 론

Mortara[1,2,3]는 다 채널 심전도 신호에서, 각 채널 간의 공간적인 상관 관계에 기초하여, 특정 채널의 신호대잡음비(SNR, signal-to-noise ratio)를 개선하는 source consistency filtering(SCF) 알고리즘을 제안하였다. SCF의 적용이 가능한 제한된

조건하에서, SCF는 원래 신호의 왜곡을 최소화하면서 선택적으로 잡음을 제거하는 뛰어난 특성을 가지는 것으로 보고되었다. 그러나, 지금까지 발표된 문헌들은 SCF의 원리 및 상세한 구현 방법을 소개하고 있지 않거나[1,2], 또는 특정 하드웨어에서의 구현 방법에 관한 매우 기술적인 세부 사항들만을 기술하고 있다[3]. 따라서, 지금까지 SCF의 원리에 대한 올바른 이해가 부족하였고, 또 성능의 개선을 위한 연구가 촉진되지 못하고 있는 실정이다. 본 논문에서는 SCF의 원리와 성능을 자세히 분석함으로써 이에 대한 이해를 증진하고, SCF의 기본 개념에 기초한 추가적인 연구를 촉진하고자 한다. 또한, 기존에 발표된 SCF를

통신저자 : 우응제, (380-701) 충북 충주시 단월동 322 건국대학교
의과대학 의용생체공학부,
Tel. (0441)840-3762, Fax. (0441)851-0620
E-mail. ejwoo@kku.edu

개선한 새로운 알고리즘을 제안하고, 새로운 방법의 성능을 검증하고자 한다.

인체의 표면에서 측정된 다 채널의 심전도 신호들은 하나의 신호원으로부터 기인하므로, 상호 관련성을 가진다. 이러한 공간적인 관련성은, 일정한 오차의 한도 이내에서, 특정 채널의 심전도 신호를 다른 채널의 신호들에 의해 표현하는 것을 가능하게 한다. 본 논문에서는 채널과 리이드를 혼용하기로 하고, K 개 리이드에서의 심전도 신호를 동시에 측정하는 경우를 가정한다. 그러면, l -리이드의 신호는, 일정한 오차의 범위 내에서, 나머지 $(K-1)$ 개의 리이드 신호들의 가중치 선형 조합(weighted linear combination)으로 표현할 수 있다. SCF는 이러한 다 채널 심전도 신호의 공간적인 상호 관련성에 기초하고 있다. 본 논문에서는, 특정 리이드의 심전도 신호를 나머지 다른 리이드 신호들의 가중치 선형 조합으로 표현하는 방법을 공간적 신호 추정법 (SSE, spatial signal estimation)이라 부르기로 한다.

이제, 특정 리이드에는 잡음이 유기되어 있고, 나머지 모든 다른 리이드에는 그와 동일한 통계적 특성을 가지는 잡음이 없는 경우를 가정해보자. 예를 들면, 사지 리이드(limb lead)에는 근육 잡음이나 전원 잡음이 강하게 나타나는 반면에 흉부 리이드(precordial lead)에는 그러한 잡음이 거의 나타나지 않는 경우 등이 이에 해당된다. 보다 일반적인 가정을 한다면, 특정 리이드에 나타나는 잡음이 다른 리이드의 신호와는 통계적인 상관 관계를 가지지 않는 모든 경우를 생각할 수 있다. 이때, 해당 잡음이 나타난 리이드를 l -리이드라 하고, 시간 n 에서, l -리이드의 심전도 신호를 $x_l(n)$ 이라 하자. 또, 나머지 리이드 신호들로부터 SSE에 의해 계산한 l -리이드의 추정치를 $\hat{x}_l(n)$ 이라 하자. 이때, SCF는 이러한 두 신호, $x_l(n)$ 및 $\hat{x}_l(n)$ 사이의 일치성(coherence)에 기반하여 $x_l(n)$ 에 포함된 잡음을 제거한다. 본 논문에서는 이와 같은 SCF의 실질적인 잡음 제거 과정을 일치성 기반 SCF(C-SCF, coherence-based SCF)라고 부르기로 한다.

따라서, SCF의 기본 개념은 큰 SNR을 가지는 채널의 신호들을 이용하여 낮은 SNR을 가지는 채널의 잡음을 감쇄시키는 것이다. 또한, SCF는 원래 신호와 SSE에 의한 신호의 추정치 사이의 일치성의 시간에 따른 변화 정도를 추적하여, 과도적으로 발생하는 잡음을 선택적으로 제거하는 적응 필터링의 기능을 가진다. 본 논문의 본문에서는 SSE와 C-SCF의 상세한 이론 및 두가지 구현방법을 기술한다. 실험 및 결과에서는, 안정 상태(resting state)에서 측정된 8 리이드의 심전도 신호를 대상으로 하여 SCF의 성능을 검증하고, 그 장단점 및 한계와 개선 방안을 기술하기로 한다.

공간적 신호 추정법 (SPATIAL SIGNAL ESTIMATION, SSE)

전체 리이드의 개수가 K 일 때, 시간 n 에서, l -리이드의 심전

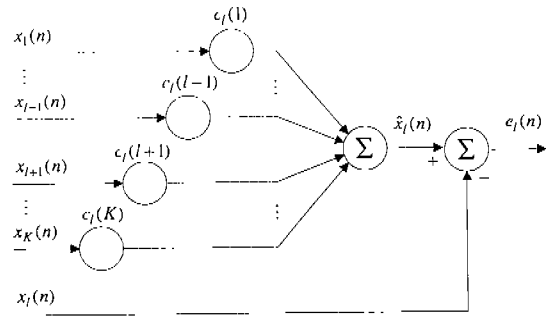


그림 1. SSE의 구조
Fig. 1. Block diagram of SSE

도 신호를 $x_l(n)$ 이라 하고, 이 신호의 공간적 추정치를 $\hat{x}_l(n)$ 이라 하자. 그림 1에서 나타낸바와 같이, 아래의 식(1)은 $\hat{x}_l(n)$ 을 나머지 $(K-1)$ 개의 리이드 신호들의 가중치 선형 조합으로 표현하고 있다.

$$\hat{x}_l(n) = \sum_{k=1, k \neq l}^K c_l(k)x_k(n) \tag{1}$$

이때, $c_l(k)$ 는 선형 조합의 계수들이며, 시간에 따라 그 값이 변하지 않는 것으로 가정한다. 이 가정이 성립하기 위해서는 리이드들 사이의 공간적인 상호 관련성이 시간에 따라 변하지 않아야 하며, 안정 상태에서 측정된 다 채널 심전도 신호의 경우에는 다당한 가정이 된다. $\hat{x}_l(n)$ 과 $x_l(n)$ 사이의 오차, $e_l(n)$ 는 다음의 식(2)와 같이 표현할 수 있다.

$$e_l(n) = \hat{x}_l(n) - x_l(n) = \sum_{k=1}^K c_l(k)x_k(n) \text{ with } c_l(l) = -1 \tag{2}$$

이제 A/D 변환기를 사용하여, 각 리이드에서 N 개 씩의 신호 데이터 샘플을 측정하였다고 가정하고, N 은 K 보다 크도록 한다. 그러면, SSE의 문제는 아래의 식(3)으로 표현되는 최소자승오차 문제를 풀어서 계수 $c_l(k)$ 들을 구하는 것으로 설정할 수가 있다. 이때, 식(3)은 각 리이드에 대하여 따로 설정하여야 하므로, 실제로는 모두 K 개의 식에 해당한다.

$$\min_{c_l(1), \dots, c_l(K)} \sum_{n=1}^N e_l(n)^2 \text{ subject to } c_l(l) = -1 \text{ for } l = 1, \dots, K \tag{3}$$

수식의 간결한 표현을 위하여, $N \times 1$ 벡터, $x_l = [x_l(1)x_l(2) \dots x_l(N)]^T$ 를 l -리이드의 데이터 벡터라 하면, l -리이드를 제외한 나머지 $(K-1)$ 개 리이드의 데이터는 $N \times (K-1)$ 행렬, X_l 이 되고, 다음의 식(4)와 같이 표현할 수 있다. 단, 위 첨자 T 는 벡터나 행렬의 전치(transpose)를 의미한다.

$$X_l = [x_1 x_2 \dots x_{l-1} x_{l+1} \dots x_K] \tag{4}$$

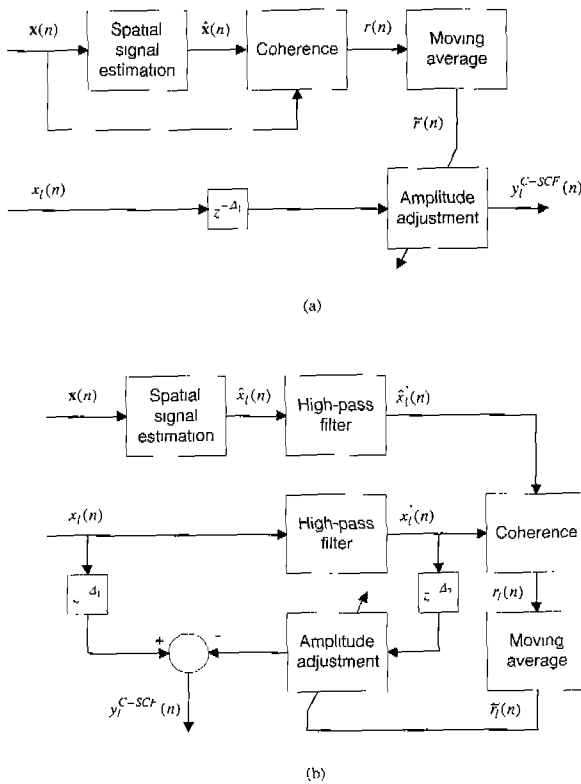


그림 2. C-SCF의 두가지 구조. (a) 최초에 제안된 C-SCF [1]. (b) 본 논문에서 고안한 개선된 C-SCF
 Fig. 2. Block diagrams of two C-SCF. (a) C-SCF originally suggested in [1]. (b) C-SCF proposed in this paper

이때, 데이터 행렬 $[X_i : x_i]$ 의 열(column)들이 선형 독립적(linearly independent)이라 가정하면[1], X_i 은 full-rank 행렬이 되며, X_i 의 rank는 $(K-1)$ 이 된다. 이제 데이터 벡터 x_i 의 공간적 추정치를 \hat{x}_i 이라 하고, 행렬 X_i 의 열공간(columne space)을 $\Psi = \text{Span}\{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{i(K-1)}, x_{i(K+1)}, \dots, x_{iK}\}$ 이라 하자.

SSE의 기본 가정인 리이드 사이의 공간적인 상호 관련성에 의하면, \hat{x}_i 은 벡터 공간(vector space), Ψ 에 속하는 벡티이며, 따라서 다음의 식(5)와 같이 행렬 X_i 의 열(column)들의 가중치 선형 조합으로 표현할 수 있다.

$$\hat{x}_i - X_i c_i \tag{5}$$

이때, $(K-1) \times 1$ 벡터 $c_i = [c_{i1} c_{i2} \dots c_{i(K-1)}]^T$ 은 계수 벡터이다. 그러면, 최소자승오차의 원리에 의해, x_i 은 벡터 공간 Ψ 에 대한 x_i 의 투영(projection)이 된다. 따라서, 직교원리(orthogonality principle)에 의해[4,5], Ψ 에 속하는 임의의 벡터 $y = X_i b$ (단, $b \neq 0$)에 대해서

$$\langle x_i - \hat{x}_i, y \rangle = 0 \tag{6}$$

이 되며, 이때 $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 는 두 벡터 사이의 내적(inner product)

을 의미한다. 그러면, 식(6)은

$$\begin{aligned} 0 &= (x_i - \hat{x}_i)^T y \\ &= (x_i - X_i c_i)^T X_i b \quad \forall b \neq 0 \end{aligned} \tag{7}$$

으로 표현할 수 있고, 따라서 $x_i^T X_i - c_i^T X_i^T X_i = 0$ 이 된다. 여기에서, X_i 의 rank는 $(K-1)$ 이므로, $(K-1) \times (K-1)$ Gram 행렬 $X_i^T X_i$ 은 역행렬이 존재하고[4,5], 따라서

$$c_i = (X_i^T X_i)^{-1} X_i^T x_i \tag{8}$$

로부터 계수 벡터 $c_i = [c_{i1} c_{i2} \dots c_{i(K-1)}]^T$ 을 구할 수 있게 된다.

식(8)의 수치적인 구현에서는, Gram 행렬 $X_i^T X_i$ 의 역행렬을 직접 계산하지 않고, 선형 연립방정식(linear system of equations) $X_i^T X_i c_i = X_i^T x_i$ 을 c_i 에 대하여 풀이하는 것이 유리하며, LDU 또는 Cholesky factorization 등을 사용할 수 있다[5]. $(K-1)$ 개의 리이드 사이의 선형 독립성이 부족한 경우나 또는 잡음 등의 영향에 의해, Gram 행렬 $X_i^T X_i$ 이 ill-conditioned인 경우에는, 적절한 양의 상수 λ 를 이용하여 다음의 식(9)를 c_i 에 대하여 풀이하면 된다.

$$(X_i^T X_i + \lambda I) c_i = X_i^T x_i \tag{9}$$

이렇게 하여, 식(8)이나 (9)로부터 구한 계수들은 식(1)의 계수들과 일치하므로, 이들의 순서를 적절히 맞추면 식(1)의 계수, $c_i(k)$ 들을 모두 구하여 SSE를 완료할 수 있다.

일치성 기반 SCF (COHERENCE-BASED SCF, C-SCF)

SSE에 의한 공간적 신호의 추정치 계산이 가능하면, 이제 이 추정치를 이용하여 실제로 잡음을 제거하는 방법이 필요하게 된다. 본 논문에서는 특정 리이드 신호 자체와 그 신호의 추정치 사이의 일치성(coherence)의 시간적인 변화에 기초한 잡음 제거 알고리즘을 C-SCF라 하고, 이를 분석한다. 그림 2는 잡음의 제거를 위한 C-SCF의 구성도들이다. 그림 2(a)는 Mortara에 의해 제안된 것이며[1], 그림 2(b)는 본 논문에서 제안하고 있는 것이다. C-SCF는 앞에서 기술한 SSE를 사용하며, 잠시 후에 정의할 두 신호 $x_i(n)$ 과 $\hat{x}_i(n)$ 사이의 일치성이 중요한 역할을 하게 된다. 또한, 제거하고자 하는 잡음이 수십 Hz 이상의 비교적 높은 주파수 성분임을 전제로 한다.

이제 오직 l -리이드에만 비교적 높은 주파수의 잡음이 유기되어 있고 나머지 리이드 신호들은 이 잡음과 통계적인 상관 관계가 없는 경우를 가정하자. Mortara는 다음의 식(10)으로, 순시 일치성(instantaneous coherence) 신호, $r(n)$ 을 정의하였다[1, 3].

$$r(n) = \frac{2 \sum_{i=1}^K x_i(n) \hat{x}_i(n)}{\sum_{i=1}^K \{x_i^2(n) + \hat{x}_i^2(n)\}} \quad (10)$$

이때, $|r(n)| \leq 1$ 이 되며, $r(n)$ 은 모든 리이드들의 상태를 종합적으로 표현하게 된다. 만약 모든 리이드에 잡음이 유기되지 않았다면, $x_i(n)$ 과 $\hat{x}_i(n)$ 은 매우 유사한 신호가 되므로, $r(n)$ 은 거의 1의 값을 가지게 된다. 즉, $x_i(n)$ 과 $\hat{x}_i(n)$ 은 높은 일치성을 가지는 것이다. 반면에, l 번째 리이드에만 비교적 높은 주파수의 잡음이 유기되었다면, $x_i(n)$ 은 해당 잡음을 포함하게 된다. 그러나, $\hat{x}_i(n)$ 은 나머지 $(K-1)$ 개의 리이드 신호들로부터 추정된 것이므로 잡음을 포함하지 않게 된다. 이러한 경우, 잡음이 유기된 시간 동안에는, $r(n)$ 은 그 크기가 작아지며, 이것은 $x_i(n)$ 과 $\hat{x}_i(n)$ 사이의 낮은 일치성을 의미하는 것이다.

그림 2(a)는 Mortara에 의해 제안된 C-SCF의 구조를 보여주고 있다[1]. 이 경우, 리이드 l 에서 C-SCF의 최종 출력, $y_l^{C-SCF}(n)$ 는 다음의 식(11)과 같다.

$$y_l^{C-SCF}(n) = \tilde{r}(n + d_{MA})x_i(n) \text{ for } l = 1, \dots, K \quad (11)$$

이때, $\tilde{r}(n)$ 은 식(10)의 순시 일치성 신호, $r(n)$ 을 이동 평균(moving average)한 출력이고, d_{MA} 는 이동 평균기의 지연시간이다. 즉, 식(11)에서는 $\tilde{r}(n)$ 의 크기에 비례하여 $x_i(n)$ 의 크기를 감쇄시킴으로써, 잡음의 감쇄 효과를 얻는 것이다.

본 논문에서는 그림 2(a)와 같은 기존의 C-SCF의 성능을 향상하기 위하여, 그림 2(b)와 같은 새로운 방법을 고안하였다. 그림 2(b)에서 고역통과필터(high-pass filter)의 차단주파수는 비교적 높은 주파수의 잡음은 통과시키나 저주파의 신호 성분은 차단하도록 설정한다. 예를 들면, 25 또는 30 Hz로 정할 수 있을 것이다. 이제 동일한 특성을 가지는 두개의 고역통과필터에 $x_i(n)$ 과 $\hat{x}_i(n)$ 을 각각 통과시켜서, 그 출력을 각각 $x_i'(n)$ 과 $\hat{x}_i'(n)$ 이라고 한다. 그러면, 각 리이드 l 에서, $x_i(n)$ 과 $\hat{x}_i(n)$ 사이의 순시 일치성, $r_i(n)$ 은

$$r_i(n) = \frac{2x_i'(n)\hat{x}_i'(n)}{x_i'^2(n) + \hat{x}_i'^2(n)} \text{ for } l = 1, \dots, K \quad (12)$$

으로 정의할 수 있으며, 이 신호는 $|r_i(n)| \leq 1$ 의 값을 갖는다. 식(10)과 비교할 때, 식(12)의 순시 일치성 신호는 각 리이드 별로 따로 계산되며, 높은 주파수의 잡음에 더욱 민감해지도록 정의하였다.

만약, l -리이드를 포함하는 모든 리이드에 잡음이 유기되지 않았다면, $x_i'(n)$ 과 $\hat{x}_i'(n)$ 은 매우 유사한 신호가 되므로, $r_i(n)$ 은 거의 1의 값을 가지게 된다. 즉, $x_i(n)$ 과 $\hat{x}_i(n)$ 은 높은 일치성을 가지는 것이다. 반면에, l -리이드에만 비교적 높은 주파수의 잡음이 유기되었다면, $x_i(n)$ 과 따라서 $x_i'(n)$ 은

해당 잡음을 포함하게 된다. 그러나, 추정치인 $\hat{x}_i(n)$ 과 $\hat{x}_i'(n)$ 에는 이러한 잡음이 존재하지 않게 된다. 이러한 경우, 잡음이 유기된 시간 동안에는, $x_i'(n)$ 과 $\hat{x}_i'(n)$ 은 서로 다른 신호가 되고, 따라서 $r_i(n)$ 은 거의 영에 가까운 값을 가지게 되며, 이것은 $x_i(n)$ 과 $\hat{x}_i(n)$ 사이의 낮은 일치성을 의미하는 것이다.

따라서, 소수의 특정 리이드에 만 잡음이 유기되면, 그와 같은 잡음이 나타나는 동안에 해당 리이드들의 $r_i(n)$ 은 거의 영에 가까운 값을 가지게 된다. 그러나, 잡음이 사라지면 $r_i(n)$ 의 값은 다시 거의 1에 가까운 값으로 환원된다. 따라서, $r_i(n)$ 은 시간에 따른 잡음의 크기 변화에 적응하여 반응하는 적응 필터링의 기능을 가능하게 해주는 것이다.

l -리이드에만 높은 주파수의 잡음이 유기된 경우에, $x_i(n)$ 의 고역통과필터 출력인 $x_i'(n)$ 은 주로 잡음 성분을 포함하게 된다. 따라서, $x_i(n)$ 에서 $x_i'(n)$ 을 빼고, 일치성의 정도에 따라 $x_i'(n)$ 의 크기를 적절히 조절된 뒤에 뺄셈을 수행하는 것이 새로운 C-SCF의 핵심 개념이다. 이와 같이 두 신호의 순시치의 차(difference)를 구하는 경우에는, 신호들의 위상을 정확히 맞추어야 한다. 따라서, 고역통과필터는 반드시 선형 위상 특성을 가지는 FIR(finite impulse response) 필터를 사용하여야 한다. 이제, 순시 일치성 신호, $r_i(n)$ 을 이동 평균(moving average)한 뒤, 그 출력을 $\tilde{r}_i(n)$ 이라 하면, 다음의 식(13)으로부터 C-SCF의 최종 출력, $y_l^{C-SCF}(n)$ 을 계산할 수 있다.

$$y_l^{C-SCF}(n) = x_i(n) - \{1 - \tilde{r}_i(n + d_{HP} + d_{MA})\} x_i'(n + d_{HP}) \text{ for } l = 1, \dots, K \quad (13)$$

이때, d_{HP} 와 d_{MA} 는 각각 고역통과필터 및 이동 평균기의 지연시간이며 반드시 그 값들이 양의 정수가 되도록 설계하여야 한다. 식(13)은 높은 주파수의 잡음만을 선택적으로 제거하므로, 식(11)보다 잡음의 제거 능력이 뛰어나다.

실험 및 결과

본 논문에서는 앞서 기술한 SSE 및 C-SCF 알고리즘을 Matlab v5.2(MathWorks, Inc., Boston, MA)을 이용하여 WindowsNT 4.0 환경하의 PC에서 구현하였다. 알고리즘의 시험을 위해서는 I, II, V1, V2, V3, V4, V5 및 V6 리이드를 포함하는 8-리이드 ECG 데이터 베이스(Spacelabs Burdick, Inc., Deerfield, WI)를 사용하였다. 본 논문에서는 1부터 8 까지의 값을 가지는 지시 변수(indexing variable), l 을 사용하여 각각의 리이드를 나타내기 위하여 한다. 예를 들면, $l=3$ 는 리이드 V1을 의미한다. 각 리이드의 심전도 신호는 500 Hz의 표본화 주파수 및 12-bits의 진폭 해상도를 가지는 A/D 변환기에 의하여 표본화되었으며, 데이터 베이스의 화일 양식은 MIT-BIH Arrhythmia Database의 화일 양식과 동일하다[7].

SSE에 사용될 계수들을 구하기 위해서 최초 2초 동안의 신호

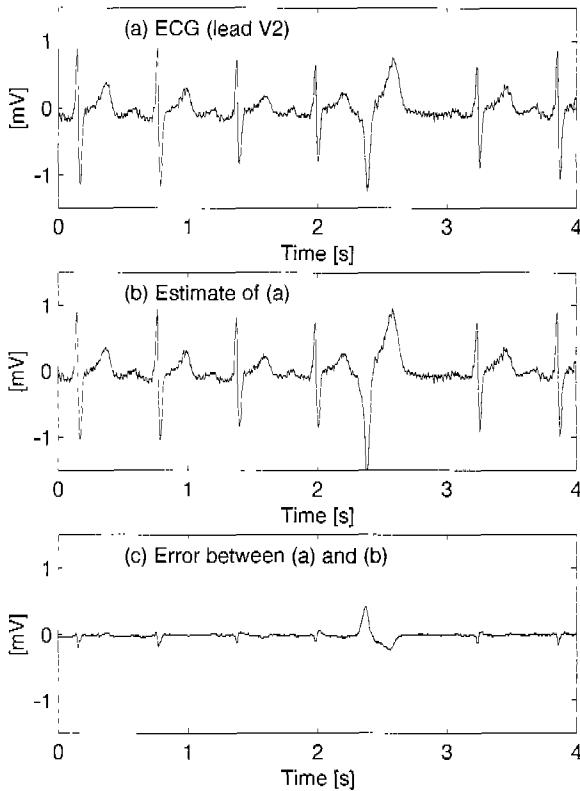


그림 3. 공간 신호 추정법(SSE, spatial signal estimation). (a) 원래의 심전도 신호. (b) 원래의 심전도 신호의 추정치. (c) 원래의 신호와 추정치 사이의 오차 신호. 시간 영은 데이터 레코드의 시작 시간을 의미한다
 Fig. 3. Results of the SSE. (a) ECG signal to be estimated. (b) Estimate of the signal in (a). (c) Error between two signals in (a) and (b). Time zero indicates the starting point of the data segment within the record

데이터를 이용하였다. 따라서, 식(3)의 N 은 1,000이며, 식(9)의 양의 상수 λ 의 값은 영으로 하였다. Matlab을 사용하지 않고, 특정 하드웨어 상에서 SSE를 구현하는 경우에는 행렬 $X_i^T X_i$ 의 상태(conditioning)에 따라 적절한 값의 λ 를 사용하는 것이 필요하며, 알고리즘의 수치적 안정성을 위하여 데이터 값을 적절히 정규화(normalization)하는 것도 필요할 것이다[3].

SSE에 사용되는 데이터에 포함되는 QRS의 형태(QRS morphology)는 SSE 계수의 계산에 영향을 미치지 않는다. 본 논문에서 사용한 신호 데이터의 경우에는 최초 2초 동안은 모두 정상 QRS만이 포함되어 있었다. 그림 3(a)는 약 2분 후의 V2 리이드 신호, $x_4(n)$ 을 보여주고 있으며, 그림 3(b)는 $x_4(n)$ 의 추정치인 $\hat{x}_4(n)$ 를 보여주고 있다. 그림 3(c)는 두 신호 사이의 오차, 이다. $e_4(n) = x_4(n) - \hat{x}_4(n)$ 이다. SSE 계수들은 각 리이드 사이의 공간적인 상호 관련성에 의해 결정되므로, 정상 및 비정상의 QRS 모두에 대하여, $\hat{x}_4(n)$ 는 $x_4(n)$ 우수한 추정치가 됨을 알 수 있다. 6개의 흉부 리이드는 나머지 2개의 사지 리이드

드에 비해 공간적인 상호 관련성이 크므로, 통상적으로 신호 추정 오차, $e_l(n) = x_l(n) - \hat{x}_l(n)$ 은 흉부 리이드($l = 3, 4, 5, 6, 7$ or 8)의 경우가 사지 리이드($l = 1$ or 2)의 경우 보다 작게 된다.

C-SCF의 잡음 제거 능력을 검증하기 위하여, 리이드 I 신호에 일정 시간 동안 60 Hz, 0.5 mV_{rms}의 잡음을 추가하였다. 이때, $x_1^*(n)$ 은 잡음을 추가하기 이전의 원래 신호라 하고, $x_1(n)$ 은 잡음을 추가한 이후의 신호라 하자. 그림 4(a)와 (b)는 신호 $x_1^*(n)$ 및 $x_1(n)$ 을 각각 나타낸다. 그림 4(c)와 (d)는 각각 $x_1(n)$ 의 추정치인 $\hat{x}_1(n)$ 과 오차 신호 $e_1(n)$ 이다. 그림 4(d)에 나타난 오차, $e_1(n)$ 는 추가한 잡음 성분과 SSE에 의한 신호 추정 오차를 모두 포함하고 있다. 이때, 잡음에 비하여 신호 추정 오차는 저주파의 신호라는 사실에 기초하면, 고역통과필터에 의해 두 가지 성분을 분리하는 것이 가능함을 알 수 있다.

그림 5는, 본 논문에서 제시한 새로운 C-SCF의 각 중간 단계에서의 신호들을 보여주고 있다. 그림 5(a)와 (b)는 두개의 동일한 특성을 가지는 고역통과필터의 출력인 $x_1'(n)$ 과 $\hat{x}_1'(n)$ 을 보여 준다. 즉, 이들은 각각 그림 4(b) 및 (c)의 신호, $x_1(n)$ 및 $\hat{x}_1(n)$ 의 고역통과필터 출력이다. 본 논문에서 사용한 고역통과필터는 24차의 FIR 필터이고, 지연은 12 샘플 간격이며, 차단 주파수는 30 Hz로 하였다. 이 필터의 설계는 Hamming window를 이용한 window 법을 사용하였다. 그림 5(c)와 (d)는 각각 식(12)의 순시 일치성 신호 $r_1(n)$ 과 이의 이동 평균 신호 $\tilde{r}_1(n)$ 이다. 본 논문에서 사용한 이동 평균기에서는 가중치를 사용하지 않았으며, window 폭은 6 샘플 간격이고 지연은 3 샘플 간격이다. 그림 5(e)는 식(13)에 기술된 C-SCF의 최종 출력, $y_1^{C-SCF}(n)$ 이고, 그림 5(f)는 잡음을 추가하기 이전의 원래 신호인 $x_1^*(n)$ 과 $y_1^{C-SCF}(n)$ 사이의 순시 오차 신호를 나타내고 있다. 그림 5(f)에서, 우리는 SSE 및 일치성의 개념에 기초한 C-SCF가 원래 신호의 왜곡이 거의 없이 잡음만을 선택적으로 제거하는 우수한 성능을 가짐을 확인할 수 있다.

토 론

본 논문에서 기술한 C-SCF는 공간적으로는 정적인(static) 특성을 가지고, 시간적으로는 적응성(adaptivity)을 가진다. 따라서, 다 채널 정상 심전도(multi-lead resting ECG)에 C-SCF를 적용하면, SNR이 큰 채널의 신호들을 이용하여 잡음이 유기된 SNR이 낮은 채널의 SNR을 개선하는 효과를 얻는 것이 가능하다. 또한, 일치성 신호는 시간에 따라 변화하는 잡음의 유입에 능동적으로 대응하여 선택적으로 잡음만을 제거하는 것을 가능하게 한다.

그림 2(b)의 C-SCF는 식(13)과 같이 신호들의 펄스에 기초하고 있으므로, $x_l(n)$, $\tilde{r}_l(n)$, 그리고 $x_l'(n)$ 사이의 위상 관계가 매우 중요하다. 약간의 위상 오차는 출력에서의 SNR을 더욱

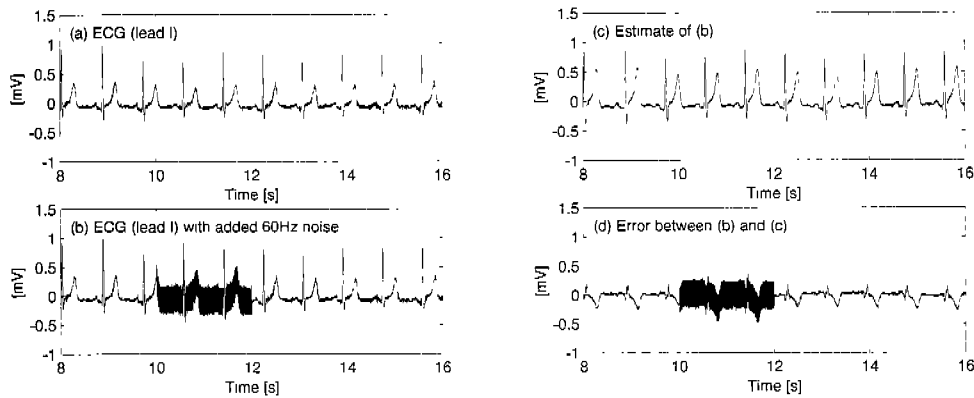


그림 4. C-SCF 알고리즘을 시험하기 위한 심전도 신호. (a) 리이드 I 심전도 신호. (b) (a)의 신호에 60 Hz, 0.5 mV_{r-p, 0.11} 잡음을 추가한 리이드 I 심전도. (c) SSE에 의해 구한 (b)의 신호의 추정치. (d) (b)의 신호와 (c)의 신호 사이의 오차 신호
 Fig. 4. ECG signals used to test the C-SCF. (a) Lead I ECG signal. (b) The same signal as in (a) with added 60 Hz, 0.5 mV_{r-p, 0.11} noise. (c) Estimate of the signal in (b) using signals from the other 7 leads by the SSE. (d) Error between two signals in (b) and (c)

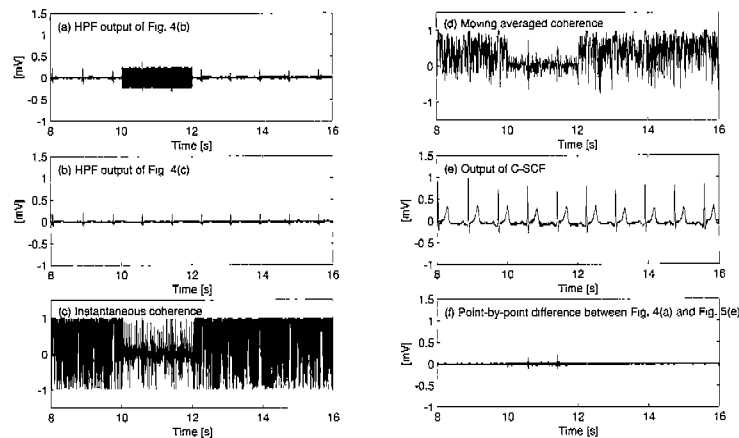


그림 5. C-SCF의 결과. (a) 그림 4(b)의 신호의 고역통과필터 출력. (b) 그림 4(c)의 신호의 고역통과필터 출력. (c) 순시 일치성(instantaneous coherence) 신호. (d) 순시 일치성 신호의 이동 평균 출력. (e) C-SCF의 최종 출력 신호. (f) C-SCF의 최종 출력 신호와 잡음을 추가하기 이전의 원래 신호(그림 4(a)) 사이의 오차 신호
 Fig. 5. Results of the C-SCF. (a) High-pass filter output of the signal in Fig. 4(b). (b) High-pass filter output of the signal in Fig. 4(c). (c) Instantaneous coherence signal. (d) Moving-averaged coherence signal. (e) Output signal of the C-SCF. (f) Point-by-point difference between the signals in Fig. 4(a) and Fig. 5(e)

악화시킬 수가 있다. 따라서, C-SCF에 사용되는 모든 필터는 샘플링 간격의 정수배에 해당되는 시간 지연을 가지도록 하여야 한다.

C-SCF의 잡음 제거 능력은 그림 2(b)의 고역통과필터의 성능에 의해 상당히 좌우된다. 예를 들면, 25 Hz 이상의 근육 잡음 및 전원 잡음을 모두 효과적으로 제거하기 위해서는 이 고역통과필터의 차단 주파수는 25 Hz로 하여야 할 것이다. 이때, 25 Hz 근처의 주파수 성분을 가지는 신호 자체의 영향을 최소화하기 위해서는 필터의 차수를 크게 하고 적절한 window 함수를 선택하여, 전이 대역(transition band)의 감쇄를 급하게 하고, 차단 대역(stop band)의 감쇄를 크게 하는 것이 필요하다.

일치성 신호, $r_i(n)$ 을 구하는 방법은 식(12) 이외에도 여러 가지가 있을 수 있다. 다른 방법들을 사용할 때의 성능의 변화에 대한 비교 연구가 필요할 것이며, 그 이전에 여러가지 잡음에 대한 $r_i(n)$ 자체의 특성에 대한 연구도 필요하다. C-SCF의 잡음에 대한 시간적인 적응성은 $r_i(n)$ 의 처리 방법에 따라 달라진다. 본 논문에서는 window 폭이 6 샘플 간격인 이동 창을 이용한 이동 평균법을 사용하였으나, 어떠한 방법이 최적의 성능을 제공하는지는 앞으로의 연구 대상이다. 단, 이동 평균을 하지 않는 경우에는 잡음의 제거 능력이 현저히 떨어지는 것은 확인할 수 있었다.

식(1) 또는 (9)의 모든 계수를 구하는 과정은 비교적 많은

계산을 필요로 한다. 그러나, 이러한 SSF는 실시간 계산을 할 필요가 없고, 심전도 측정 초기의 약 1 내지 2초간의 데이터를 이용하여 한번만 수행하면 된다. 그림 2(b)에서 알수 있는 것과 같이, 실시된 수행이 필요한 계산들은 2개의 고역통과필터와 순시 일치성 신호의 계산, 그리고 1개의 이동평균기 등이다. 이러한 정도의 계산량은 특별한 디지털 신호처리 프로세서를 사용하지 않더라도 적절한 마이크로프로세서에 의해서 실시간 구현이 가능한 정도이므로, C-SCF는 실용성이 있다고 판단된다.

결 론

본 논문에서는, 하나의 신호원에서 기인하는 다 채널 신호에서, 신호들 사이의 공간적인 상호 관계를 이용하여 잡음을 제거하는 source consistency filtering(SCF) 기법에 대하여 기술하였다. 심전도에 적용한 SCF에서는, 우선 공간적 신호 추정법(SSE, spatial signal estimation)에 의해 각 리이드의 심전도 신호의 추정치를 다른 나머지 리이드 신호들의 가중치 선형 조합으로 표현한다. 이는 최소자승오차법에 의해 구현하였으며, 잡음을 포함하는 특정 리이드의 추정치는, 다른 리이드의 신호들이 그 잡음과 통계적인 상관 관계를 가지지 않는 경우에는, 해당 잡음 성분을 포함하지 않게 된다. 따라서, 잡음을 포함하는 리이드의 원래 신호와 그 잡음을 포함하지 않는 해당 리이드의 추정치 사이의 일치성을 이용하면 잡음을 효과적으로 제거하는 것이 가능하다.

SCF는 다 채널 신호의 공간적인 상호 관련성을 이용하며, 시간적으로는 간헐적으로 발생하는 잡음들을 과도 현상이 없이 바로 바로 제거하는 우수한 적응성을 가진다. 또한, 원래 파형의 왜곡이 거의 발생하지 않으므로 해석 심전계에 적용하면 좋은 결과를 얻을 것으로 기대된다.

본 논문에서 논의한 SCF는, 심전도 신호 자체에 비하여 비교적 높은 수십 Hz 이상의 주파수 성분을 가지는 잡음의 제거에만 우수한 특성을 가진다. 또한, 운동 부하 검사시와 같이 여러 리이드들의 공간적인 상호 관계가 변할 수 있는 경우에는 성능이 저하될 것으로 예측된다. 따라서, 여러 종류의 잡음들에 대한

SCF의 성능 검증 및 공간적인 특성이 동적인(dynamic) 경우에 대한 대책 등에 관한 연구가 뒤이어야 할 것으로 생각된다.

ACKNOWLEDGEMENT

The author would like to thank Prof. Willis J. Tompkins at the Department of Electrical and Computer Engineering, University of Wisconsin-Madison, WI, USA and Dr. Shen Luo at Spacelabs Burdick, Inc., Deerfield, WI, USA for many valuable discussions and suggestions. The author also would like to thank Dr. Shen Luo for providing the multi-lead ECG database which was used to test the filtering algorithm described in this paper.

참 고 문 헌

1. D. W. Mortara, "Source consistency filtering—a new tool for ECG noise reduction", *Computers in Cardiology*, pp. 125-128, 1992.
2. D. W. Mortara, "Source consistency filtering - application to resting ECG", *J. Electrocardiology*, vol. 25 suppl., pp. 200-206, 1992.
3. D. W. Mortara, "Filter apparatus and method for reducing signal noise using a plurality of signals obtained from a single source", US Patent #5,490,515, 1996.
4. S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 3rd ed., Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ, 1996.
5. L. Scharf, *Statistical Signal Processing: Detection, Estimation, and Time Series Analysis*, Addison-Wesley, Reading, MA, 1991.
6. G. B. Moody, *ECG Database Programmer's Guide*, MIT-BIH Database Distribution (<http://ecg.mit.edu/dbpg/>), Cambridge, MA, 1998.