

AR 모델을 이용한 수면중 뇌파 및 안전도 신호에서의 심전도 잡음 제거에 관한 연구

박해정*, 한주만*, 정도연**, 박광석***

*서울대학교 대학원 협동과정 의용생체공학 전공

**서울대학교 의과대학 정신과학교실

***서울대학교 의과대학 의공학교실

A Study on the Elimination of ECG Artifact in Polysomnographic EEG and EOG using AR model

H.J. Park*, J.M. Han*, D.U. Jeong**, K.S. Park***

*Interdisciplinary Program of Medical and Biological Engineering Major, Seoul Nat'l Univ.

**Dept. of Psychiatric Science, College of Medicine, Seoul Nat'l Univ.

***Dept. of Biomedical Engineering, College of Medicine, Seoul Nat'l Univ.

Abstract

In this paper, we present the elimination of ECG artifact from the polysomnographic EEG and EOG. The idea of this method is that the ECG-synchronized EEG segment is detected from ECG and regard samples of that segment a missing signal. After this, we used two interpolation methods to recover the missing segment. One is the Lagrange Polynomial Interpolation Method and the other is the Least Square Error AR Interpolation method. We tested those methods by applying to simulated signals. AR methods works well enough to reject the artifact about 10% of the main artifact level. We practically applied to real EEG and EOG signals. We also developed the algorithm to detect whether the artifact level is high or not. If the artifact level is high, then the interpolations are applied.

서 론

수면검사를 통해 얻어지는 신호들은 여러 잡음 환경에 노출되어 있다. 수면중 몸의 움직임으로 인한 전극의 임피던스 변화 등의 환경적 요인 외에도 각 전극간의 간섭에 의한 잡음도 발생하게 된다. 특히 심전도와 같은 비교적 높은 전압은 레퍼런스 전극이 Non-cephalic 인 경우에는 뇌파에 영향을 주기 쉽다[1].

실제 임상에서는 이러한 간섭을 그다지 문제로 여기지 않는다. 수면기사가 수면단계 설정만을 하는 데에는 그러한 부분이 문제가 되지 않기 때문이다. 그러나 자동분석을 해야 하는 경우 이러한 간섭 현상은 뇌파의 통계적 특성 분석이나 패턴 인

식에 있어서 오류를 발생하게 한다.

뇌파에 간섭을 주는 심전도를 제거하기 위해 몇 가지 알고리즘이 제안되었다. 기본적인 절차는 기준 심전도의 QRS 파들을 동기점으로 하여 뇌파의 심전도 간섭 구간을 적절하게 필터링하는 방식이다. Nakamura 와 Shibasaki[3]는 심전도의 R-파에 동기화 시킨 뇌파의 여러 구간들을 추출하여 각 구간들의 뇌파를 평균화하여 뇌파성분이 제거된 심전도파만을 추출하고 원 뇌파에서 이 추출된 심전도파를 빼는 형식으로 심전도 잡음을 제거하였다. 이 때는 심전도파가 뇌파에 영향을 미치는 형태가 시간에 따라 동일하다는 가정과 뇌파가 가우시안 특성을 갖는 랜덤신호라는 가정에서 이루어진다. 그러나 이러한 알고리즘의 경우 장시간의 뇌파 샘플이 필요할 뿐 아니라 서파수면 같은 가우시안 특성을 띄지 않는 신호에서는 적용할 수 없는 단점이 있다. 또한 동일한 영향을 받는 안전도(EOG)에는 전혀 사용할 수 없다.

본 논문에서는 수면중 뇌파에 영향을 미치는 심전도파의 영향을 자동으로 판단하여 간섭에 의해 악화된 부분을 소실된 구간으로 설정하고 인터폴레이션 방식을 이용하여 뇌파를 복원하는 것을 다루고자 한다.

방 법

1. 심전도 간섭 정도 판단

심전도가 뇌파에 영향을 주는 정도에 따라 복원알고리즘을 수행여부를 결정하기 위해 심전도 간섭을 받는 뇌파 구간을 추출하고 동일구간의 심전도와의 교차상관계수를 구하였다. 심전도 간섭을 받는 구간(이후, 세그먼트라고 명명한다)은 먼저 심전도에서 R-파를 검출하는 알고리즘을 사용하였다. 이 알고리즘은 심전도를 미분한 값의 제곱을 역치값과 비교하는 과정을 거친다.

다음은 각 세그먼트 구간동안의 심전도와 뇌파의 교차상관 계수를 구하여 상관계수의 평균이 0.5 이상인 페이지를 신호 복원 대상구간으로 설정하였다.

2. 심전도 간섭 제거 방법

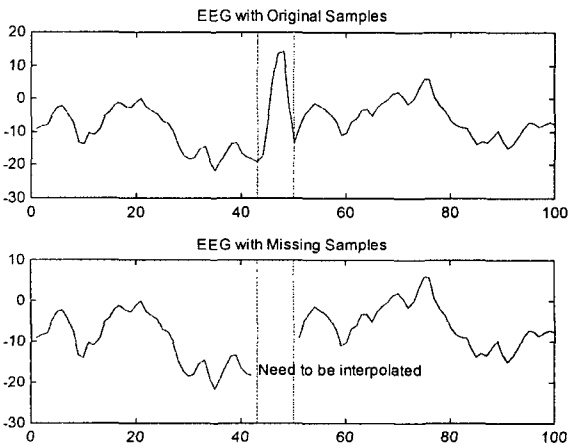
심전도가 뇌파에 미치는 간섭을 일으키는 과정이 선형이라고 단정하기에는 아직 근거가 불충분하다. 만일, 선형 모델로 가정한다면 뇌파에 미치는 심전도의 영향을 다음과 같은 식으로 모델을 세울 수가 있다.

$$y_i(t) = h_i x_i(t) + e_i(t) \quad (\text{식 2-1})$$

심전도 신호를 x 라하고 뇌파에 포함된 심전도 영향을 y 로 볼 수 있다. 이때 e 는 예측 오차에 해당한다. i 는 각 뇌파 세그먼트를 나타내며 t 는 각 뇌파 세그먼트에서의 시간을 나타낸다. 위의 모델에서 전달함수 h 는 시간에 따라, 세그먼트에 따라 변할 수 있다. 그렇기 때문에 뇌파에서 단순히 심전도 파를 빼어버리는 것은 많은 오차를 발생시킬 수 있다. 또한 전달함수를 계산하기 위해서는 긴 시간의 뇌파 데이터가 요한다.

그렇기 때문에 본 논문에서는 심전도의 QRS 가 발생한 세그먼트 구간동안 뇌파 데이터가 소실되었다고 가정하고, 그 구간 전후 뇌파의 특성을 이용하여 인터플레이션을 통하여 소실된 데이터를 복원하는 방법을 사용하였다. 본 연구에서 사용한 인터플레이션 방법은 크게 (1) Lagrange Polynomial Interpolation 방식과 (2) Least Square Error AR 예측 (Autoregressive Prediction)에 의한 인터플레이션을 이용한 방식이다.

다음은 본 연구에서 사용한 뇌파신호를 인터플레이션 하기 위해 심전도의 R-파를 구한 다음, 좌우 극점부분을 소실 부분으로 나타낸 그림이다.



(그림 2-1) 심전도 간섭을 받는 뇌파(상단)과 소실된 구간으로 가정된 뇌파(하단)

1) Lagrange Polynomial 인터플레이션

인터플레이션의 고전적인 접근 방식은 알려진 샘플들을 통과하는 고차다항식을 세우는 것인데 여기서는 그 중 대표적 방법인 Lagrange Polynomial 인터플레이션을 사용하였다. 계산식은 다음과 같다.

$$P_N(t) = L_0(t)x(t_0) + L_1(t)x(t_1) + \dots + L_N(t)x(t_N)$$

$$L_i(t) = \prod_{\substack{n=0 \\ n \neq i}}^N \frac{t - t_n}{t_i - t_n} \quad (\text{식 2-2})$$

(1) Least Square Error AR 예측에 의한 인터플레이션

본 연구에서 사용한 Least Square Error AR 예측 방법은 Vaseghi[2]의 Ch. 10 에 서술된 방법을 따랐다. 이 방법은 두가지 과정을 거친다. 첫번째는 소실되지 않은 신호들로부터 신호 전체의 모델을 세우고 모델계수를 구한다음, 두번째 과정에서 소실된 부분을 그 모델 계수에 의해 복원하는 과정이다. 이 과정은 신호의 통계적 특성을 반영하게 된다.

AR 즉 선형 예측에 의해 생성된 신호 x 는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$x(m) = \sum_{k=1}^p a_k x(m-k) + e(m) \quad (\text{식 2-3})$$

이때 x 는 AR 신호이고 a_k 는 모델의 계수이며 e 는 평균이 0 인 랜덤 유발 신호이다. 여기서 N 개의 샘플을 가진 신호에서 M 개의 샘플 세그먼트가 소실되었다고 하고 이 때 소실 데이터를 벡터로 다음과 같이 표시한다.

$$x_{Uk} = \{x(k), \dots, x(k+M-1)\}$$

나머지 $N-k$ 개의 샘플을 이용하여 이 소실된 벡터를 인터플레이션 하여 복원하게 된다.

(식 2-3)은 다음 (식 2-4)행렬 연산으로 표현할 수 있다. 이때 X_{Uk} 는 소실된 샘플들이다. (식 2-4)에서 소실된 샘플을 사용하지 않은 x_{Kn} 과 X_{Kn} 행렬들을 이용하여 최소제곱오차 함수를 구하고 이를 모델계수 a_k 에 의해 미분하였을때 0 이 되는 값이 이 모델의 계수라고 할 수 있다. 해석적으로 계산하면 추정 모델 계수는 다음 식과 같다.

$$\hat{a} = -(X_{Kn}^T X_{Kn})^{-1} (X_{Kn}^T x_{Kn}) \quad (\text{식 2-5})$$

AR 모델을 이용한 수면중 뇌파 및 안전도 신호에서의 심전도 잡음 제거에 관한 연구

(식 2-4)

$$\begin{bmatrix} e(P) \\ e(P+1) \\ \vdots \\ e(k-1) \\ \vdots \\ e(k) \\ e(k+1) \\ e(k+2) \\ \vdots \\ e(k+M+P-2) \\ e(k+M+P-1) \\ \vdots \\ e(k+M+P) \\ e(k+M+P+1) \\ \vdots \\ e(N-2) \\ e(N-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(P) \\ x(P+1) \\ \vdots \\ x(k-1) \\ \vdots \\ x_{UK}(k) \\ x_{UK}(k+1) \\ x_{UK}(k+2) \\ \vdots \\ x(k+M+P-2) \\ x(k+M+P-1) \\ \vdots \\ x(k+M+P) \\ x(k+M+P+1) \\ \vdots \\ x(N-2) \\ x(N-1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(P-1) & x(P-2) & \dots & x(0) \\ x(P) & x(P-1) & \dots & x(1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(k-2) & x(k-3) & \dots & x(k-P-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(k-1) & x(k-2) & \dots & x(k-P) \\ x_{UK}(k) & x_{UK}(k-1) & \dots & x(k-P+1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(k+M+P-3) & x(k+M+P-4) & \dots & x_{UK}(k+M-2) \\ x(k+M+P-2) & x(k+M+P-3) & \dots & x_{UK}(k+M-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(k+M+P-1) & x(k+M+P-2) & \dots & x(k+M) \\ x(k+M+P) & x(k+M+P-1) & \dots & x(k+M+1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(N-3) & x(N-4) & \dots & x(N-P-2) \\ x(N-2) & x(N-3) & \dots & x(N-P-1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ \vdots \\ a_P \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} e_{Kn1} \\ e_{tk} \\ e_{Kn2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{Kn1} \\ X_{tk} \\ X_{Kn2} \end{bmatrix} a \quad x_{Kn} = \begin{bmatrix} x_{Kn1} \\ x_{Kn2} \end{bmatrix}, X_{Kn} = \begin{bmatrix} X_{Kn1} \\ X_{Kn2} \end{bmatrix}$$

다음은 위의 (식 2-5) 에서 구한 모델 계수를 이용하여 소실된 구간의 샘플값을 예측하는 두번째 과정이다. 소실된 부분을 구하는 식을 행렬연산으로 나타내면 다음과 같다.

(식 2-6)

$$\begin{bmatrix} c(k) \\ c(k+1) \\ c(k+2) \\ \vdots \\ c(k+M+P-2) \\ c(k+M+P-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{tk}(k) \\ x_{tk}(k) \\ x_{tk}(k) \\ \vdots \\ x(k+M+P-2) \\ x(k+M+P-1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k-1) & x(k-2) & \dots & x(k-P) \\ x_{tk}(k) & x(k-1) & \dots & x(k-P+1) \\ x_{tk}(k+1) & x_{tk}(k) & \dots & x(k-P+2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(k+M+P-3) & x(k+M+P-4) & \dots & x_{tk}(k+M-2) \\ x(k+M+P-2) & x(k+M+P-3) & \dots & x_{tk}(k+M-1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ \vdots \\ a_P \end{bmatrix}$$

위의 (식 2-6) 행렬은 다음 (식 2-7)과 같이 표현할 수 있다.

(식 2-7)

$$\begin{bmatrix} e(k) \\ e(k+1) \\ e(k+2) \\ e(k+3) \\ e(k+4) \\ \vdots \\ e(k+P-1) \\ e(k+P) \\ e(k+P+1) \\ \vdots \\ e(k+M+P-2) \\ e(k+M+P-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -a_1 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -a_2 & -a_1 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ -a_3 & -a_2 & -a_1 & 1 & \dots & 0 \\ -a_4 & -a_3 & -a_2 & -a_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -a_P & -a_{P-1} & -a_{P-2} & -a_{P-3} & \dots & 0 \\ 0 & -a_P & -a_{P-1} & -a_{P-2} & \dots & 0 \\ 0 & 0 & -a_P & -a_{P-1} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & -a_{P-1} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & -a_P \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{UK}(k) \\ x_{UK}(k+1) \\ x_{UK}(k+2) \\ x_{UK}(k+3) \\ \vdots \\ x_{UK}(k+M-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -a_P & -a_{P-1} & -a_{P-2} & \dots & -a_1 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & -a_P & -a_{P-1} & \dots & -a_2 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & -a_P & \dots & -a_3 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & -a_P & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & -a_1 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & -a_2 & -a_2 & 1 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & -a_3 & -a_2 & -a_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & -a_{P-1} & -a_{P-2} & -a_{P-3} & \dots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k-P) \\ x(k-P+1) \\ x(k-P+2) \\ \vdots \\ x(k-1) \\ 0 \\ \vdots \\ x(k+M) \\ x(k+M+1) \\ \vdots \\ x(k+M+P-1) \end{bmatrix}$$

$$e = A_1 x_{tk} + A_2 x_{Kn}$$

(식 2-7) 식을 이용하여 최소제곱에러를 구하는 과정은 다음과 같다.

$$e^T e = (A_1 x_{Uk} + A_2 x_{Kn})^T (A_1 x_{Uk} + A_2 x_{Kn})$$

$$\frac{\partial e^T e}{\partial x_{Uk}} = 2A_1^T A_1 x_{Uk} + 2A_1^T A_2 x_{Kn} = 0$$

$$\hat{x}_{Uk}^{LSAR} = -(A_1^T A_1)^{-1} (A_1^T A_2) x_{Kn} \quad (\text{식 2-8})$$

결과적으로 x_{Uk} 가 소실된 신호에 대한 추정치에 해당한다

3. 시뮬레이션

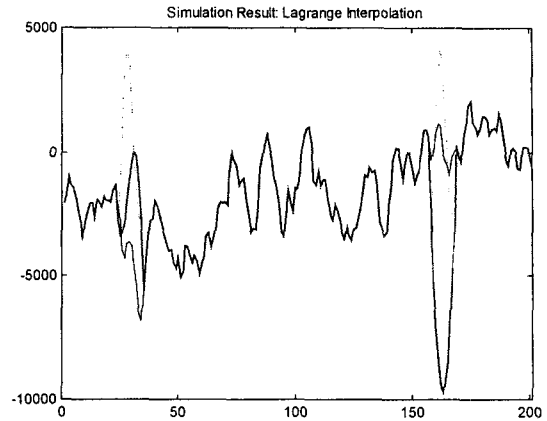
위의 방법을 이용하여 심전도 간섭을 받지 않는 뇌파 신호 e 에 인위적으로 각 QRS 구간의 파 c 를 선형적으로 더하여 테스트 신호 $s=e+c$ 를 만들고 각각의 방법에 따라 신호를 복원하였다. 두 알고리즘의 성능을 알아보기 위해 다음과 같은 에러율을 설정하였다. 복원된 신호를 e_l 이라고 하면

$$\frac{Pl}{P} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^{M(i)} (e_l(t) - e_i(t))^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^{M(i)} (s_i(t) - e_i(t))^2} \quad (\text{식 3-1})$$

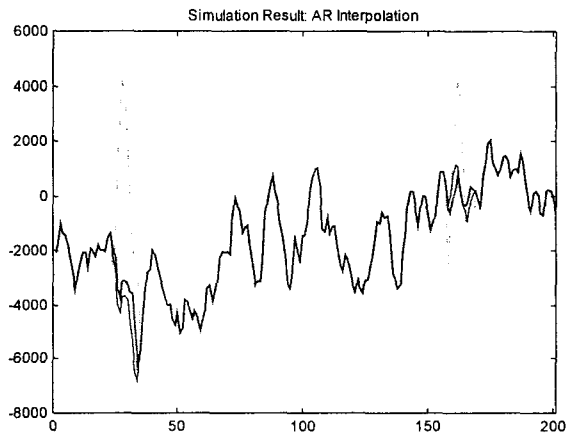
으로 정의 한다. 여기서 N는 한 페이지 30 초 구간동안에 발생한 QRS 세그먼트의 개수이고 i는 각 세그먼트의 인덱스이며 t는 한 세그먼트의 각 샘플의 위치를 나타낸다. 한 세그먼트의 크기는 M(i)이다. 이 비율은 각 세그먼트에서 심전도의 파워레벨에 대한 원 신호와 복원신호사이의 복원 에러의 파워값의 비율 의미한다.

(그림 3-1)은 Lagrange Polynomial 인터플레이션에 이용한 복원을 수행한 결과를 나타내고 (그림 3-2)는 AR 인터플레이션 알고리즘으로 수행한 결과이다. Lagrange Polynomial 인터플레이션에 사용한 Polynomial 차수는 3으로 하였는데 차수가 클수록 진폭이 더 커지는 경향을 보였다.

(그림 3-2)은 Least Square Error AR 예측을 이용한 인터플레이션을 시뮬레이션한 결과이다.



(그림 3-1) Lagrange Polynomial 인터플레이션에 의한 복원 시뮬레이션. 점선은 인위적으로 생성한 EEG+ECG 혼합신호, 가는 실선은 원 EEG 신호, 굵은 실선은 추정 신호이다. 이때 Lagrange interpolation 차수는 3 이고 에러율은 $Pl/P=2.1$ 로 오차가 훨씬 크게 나온다.



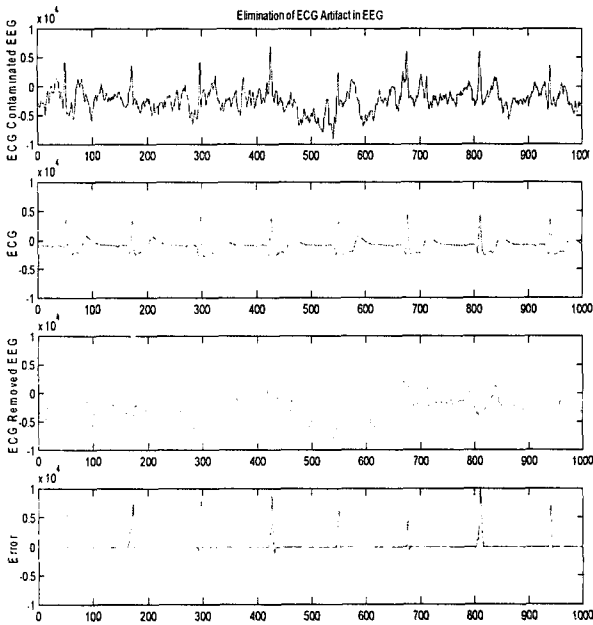
(그림 3-2) Least Square AR 인터플레이션에 의한 복원 시뮬레이션. 점선은 인위적으로 생성한 EEG+ECG 혼합신호, 가는 실선은 원 EEG 신호, 굵은 실선은 추정 신호이다. 이때 AR 차수는 15 이고 에러율은 $Pl/P=0.11$ 로 오차가 작게 나온다.

본 논문에는 기술하지 않지만 Lagrange interpolation 방식은 정현파에 가까운 신호에는 기능을 잘 수행하지만 복잡한 신호에는 그 기능이 저하됨을 알 수 있었다. 반면 AR 방식에 의한 비율은 0.11 정도로 원 신호를 복원하는 기능이 우수함을 확인할 수 있었다.

4. 적용

위에서 구한 알고리즘을 이용하여 정상인 수면 뇌파와 안전도

에 대해 적용하였다. 아래 그림은 REM 구간의 수면뇌파에 본 알고리즘을 적용한 결과를 보여 준다.



(그림 4-1) AR 인터폴레이션을 수행하여 수면중 뇌파에 적용한 결과, AR 차수=10. 위에서 첫번째 그림은 심전도에 영향을 받은 뇌파, 두번째 그림은 뇌파에 동기화된 원 심전도, 세번째 그림은 복원된 신호, 네번째 그림은 첫번째 신호에서 세번째 신호를 뺀 값이다.

(그림 4-2)는 심전도잡음에 의해 발생하는 스펙트럼이 뇌파의 스펙트럼에서 제거되었는지를 파악하기 위해 위의 각각의 신호에 파워스펙트럼을 구한 결과를 보여 주고 있다. 대략적인 관찰을 하자면 심전도 간섭이 제거되면서 심전도와 연관이 있는 주파수 대역이 감소하였음을 확인할 수 있다

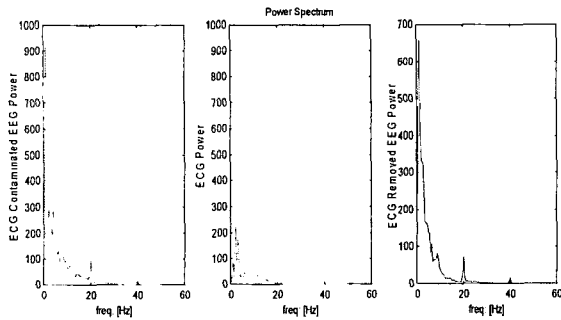
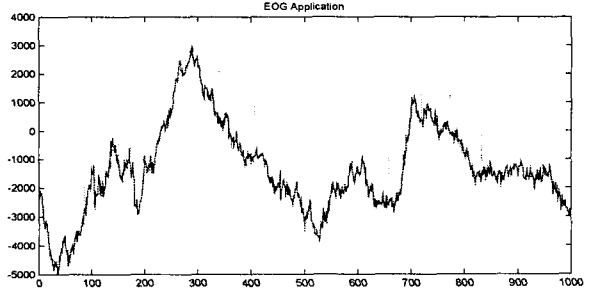


그림 4-2) 심전도 간섭을 받고 있는 뇌파(왼쪽), 심전도의 파워스펙트럼(가운데), 심전도 간섭이 제거된 뇌파의 파워스펙트럼(오른쪽)

다음은 AR 알고리즘을 안전도의 심전도 간섭 제거에 적용하였다 결과는 다음 (그림 4-3)과 같다.



<그림 4-3> ECG 간섭을 받는 EOG 에서 ECG artifact 를 제거한 결과

안전도에서도 동일하게 복원이 잘 이루어지고 있음을 알 수 있다.

결 론

본 연구에서는 심전도에 의해 간섭을 받는 뇌파에서 간섭 부분을 그 영향력을 교차 상관계수로 구한 다음 간섭이 큰 경우 Least Square Error AR 예측을 통해 인터폴레이션하여 원신호를 추정하는 방법을 다루었다. 비교적 정확하게 신호를 복원하는 것을 확인하였다.

아직도 모델차수에 따른 효과 측정, 신호에서 모델의 차수를 가변적으로 구하는 방법에 대한 연구, 잡음 신호레벨에 따른 성능 측정, 역행렬을 사용하지 않고 가능한 빠른 계산을 수행할 수 있는 알고리즘의 개발등은 앞으로 계속 연구되어야 할 부분이다.

참 고 자 료

- [1]R. Weitekum, Digital Biosignal Processing, ELSEVIEW, pp. 213-250, 1991
- [2]Saeed V. Vaseghi, "Ch.10, Interpolation" in the Book of "Advanced Signal Processing and Digital Noise Reduction", WILEY & TEUBNER, pp.262-293
- [3] Masatoshi Nakamura and Hiroshi Shibasaki, 'Elimination of EKG artifacts from EEG recordings: a new method of non-cephalic referential EEG recording', Electroenceph. And Clin. Neurophysiol. Vol. 66, pp.89-92, 1987