

40 채널 뇌자도 시스템에서 적응 필터를 이용한 노이즈 제거

이 동 훈*, 신 원 창, 안 창 범
 광운대학교 전기공학과

Adaptive noise removal in the 40-channel MEG system

D. H. Lee*, W. C. Shin, C. B. Ahn
 Dept. of Electrical Engineering, Kwangwoon Univ.

Abstract - 뇌자도 신호의 측정에는 뇌에서 발생하는 가장 성분을 정밀하게 측정할 수 있으나, 신호의 크기가 매우 작기 때문에 노이즈에 매우 민감하게 동작하며 이러한 노이즈 성분의 발생원인은 외부 환경에 의하여 발생하거나 시스템 내부에서 발생하는 두가지로 나눌 수 있다. 따라서 뇌자도 신호를 측정하는데 있어서 가장 중요한 작업은 신호에 존재하는 노이즈 성분을 제거하는 것이다. 특히 뇌자도 측정 시스템에서는 외부 노이즈 성분을 제거하기 위하여 레퍼런스 채널이 존재한다. 따라서 본 논문에서는 청각 자극 신호에 의한 뇌자도 신호를 측정하고 측정된 데이터를 사용하여 레퍼런스 채널과 입력신호에 대하여 LMS 알고리즘을 이용한 적응 필터를 모델링하였다. 그리고, 구현한 적응 필터를 이용하여 뇌자도 신호의 평균값, 표준편차의 통계적 결과를 비교하여 모델링한 적응 필터 방법의 유용성을 확인하였다.

수 있다. 개발한 SQUID 시스템에는 x, y 방향에 따라서 각각 두 개의 레퍼런스 채널이 존재한다. 두 개의 레퍼런스 채널이 다른 위치에 존재하기 때문에 외부 노이즈 성분은 레퍼런스 채널에서 측정된 weight 값의 합으로 표현할 수 있다.

2.1 적응 필터의 모델링

구현한 적응 필터 모델에는 두가지 가정을 가진다. 첫째로 각 채널 특성에 따라 발생하는 노이즈는 각각 백색잡음과 같이 뇌자도 신호의 특성에 아무런 영향을 미치지 않는다는 것이다. 둘째로 외부 노이즈 성분을 측정하는 두 개의 레퍼런스 채널은 서로 통계적으로 독립적이라는 것이다.

1. 서 론

최근 뇌의 기능적인 분야에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다. 기존의 CT나 MRI가 뇌의 구조적 분석을 위한 방법인 것과는 다르게 뇌에서 발생하는 자기 신호를 SQUID를 이용하여 측정하고 자장을 발생시키는 전류원 위치의 시간적, 공간적 위치를 알아내는 뇌 기능 영상기법의 하나이다. 이러한 뇌자도 신호는 그 크기가 $10^{-13} \sim 10^{-15} T(fT)$ 정도로서 신호의 크기가 작고, 외부에서 발생하는 노이즈 성분에 민감하게 반응한다는 단점을 가지고 있기 때문에 뇌자도 신호의 측정에 있어서 노이즈 성분의 제거는 가장 관심 분야이다. 본 논문에서는 외부 노이즈를 SQUID 시스템 내부에서 발생하는 노이즈와 외부 환경에 의하여 발생하는 노이즈로 구분하였다. 그리고, 이중 외부 환경에서 발생하는 노이즈를 제거하는데 초점을 맞추었다. 제안한 알고리즘은 SQUID 시스템의 레퍼런스 채널을 이용한 적응 필터 방법으로 시간에 따라 불규칙적인 특성을 가진 외부 노이즈 신호의 변화에 능동적인 동작을 수행하기 때문에 외부 노이즈를 제거하는데 유용한 방법이다.

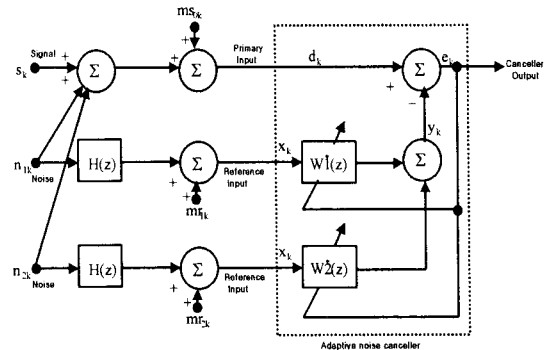


그림 - 레퍼런스 채널을 이용한 적응필터 모델링

2. 본 론

뇌자도 신호에 존재하는 노이즈 성분은 저대역의 주파수 특성을 가지며 뇌자도 신호에 비하여 매우 큰 크기를 가진다. 이때, 일반적인 평균법(Ensemble Average)을 사용하면 뇌자도 신호는 노이즈 성분의 영향으로 artifact로 인식하고 신호를 왜곡시키는 결과를 가진다. 또한 노이즈 성분은 시간의 변화에 따라서 민감하게 동작하기 때문에 평균 횟수에 따라서 다른 특성을 가진 뇌자도 신호를 만들어 낸다.

따라서 이러한 뇌자도 신호를 측정하기 위하여 제작한 SQUID 시스템은 신호를 측정하기 위한 신호 채널과 외부 노이즈를 측정하기 위한 레퍼런스 채널로 이루어져 있다. 이 때 레퍼런스 채널은 외부 노이즈 성분을 측정하여 뇌자도 신호에 존재하는 노이즈의 기준으로 사용할

위의 그림에서와 같이 s_k 는 SQUID 시스템에서 측정된 뇌자도 신호를 의미하며, nr_{1k} 와 nr_{2k} 는 두 개의 레퍼런스 채널에서 측정된 외부 노이즈를 의미한다. 이때 s_k 에는 외부 노이즈 성분이 포함되어 있고, 제안한 모델은 뇌자도 신호에 존재하는 nr_{1k} 와 nr_{2k} 를 제거하는 것이다. 한편 ms_{0k} , mr_{0k} , mr_{1k} 는 각 채널의 회로내부에서 발생하는 노이즈를 의미하며, 각 채널의 특성에 관계하기 때문에 통계적으로 독립적이고 백색 잡음이라고 생각할 수 있다. 따라서 적응 필터링의 대상에서 제외하였다. 또한 W^1 과 W^2 는 s_k 에 존재하는 노이즈 성분의 weight 값을 의미한다. 이때 입력 신호 채널 s_k 와 노이즈 신호간의 오차를 ϵ 이라할 때

$$\begin{aligned} \epsilon &= s_k - nr_{0k} - nr_{1k} - y \\ &= s_k - nr - y \end{aligned}$$

여기서 s_k 와 nr , y 는 각각 서로 통계적 독립적이다.

$$E[\varepsilon^2] = E[s_k^2] + E[(nr - y)^2] + 2E[s_k(nr - y)] \\ = E[s_k^2] + E[(nr - y)^2]$$

2.1.1 LMS 알고리즘

본 논문에서는 적응 필터를 모델링하기 위하여 LMS 알고리즘을 사용하였다.

$$E_{\min}[\varepsilon^2] = E[s_k^2] + E_{\min}[(nr - y)^2]$$

위의 식에서 알수 있는 바와 같이 노이즈 성분을 제거하면서 발생하는 오차를 최소화 하기 위하여 $nr - y$ 를 최소화하는 weight 값을 찾는다.

즉, 아래의 식에서와 같이 L은 모델링한 뇌자도 신호의 노이즈 사이의 오차를 의미하며 이를 최소화하기 위하여 본 논문에서 사용한 SQUID 시스템에는 두 개의 레퍼런스 채널이 존재하므로 아래의 행렬식을 계산하여 W^*1 과 W^*2 값을 구한다.

$$L = \sum_k (S_k - W^*1nr_{1k} - W^*2nr_{2k})^2 \\ \begin{bmatrix} \sum_{k=0}^k nr_{1k}nr_{1k} & \sum_{k=0}^k nr_{1k}nr_{2k} \\ \sum_{k=0}^k nr_{2k}nr_{1k} & \sum_{k=0}^k nr_{2k}nr_{2k} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} W^*1 \\ W^*2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{k=0}^k S_k nr_{1k} \\ \sum_{k=0}^k S_k nr_{2k} \end{bmatrix}$$

한편 일반적인 적응 필터의 방법이 한 개의 샘플 입력에 따라서 weight값을 update하는 반면에 뇌자도 신호는 1 epoch(256 샘플) 파형의 특성을 찾아내는 것이므로 1 epoch 데이터에 대하여 동일한 weight 값을 계산하여 적용한다.

2.1.1 실험 및 시뮬레이션

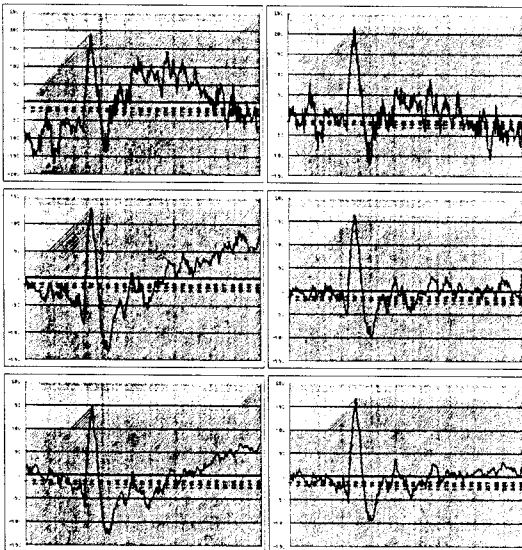


그림 - 제안한 적응필터 결과
 A : 15 epoch average(일반적인 average방법)
 B : 15 epoch average(제안한 방법)
 C : 60 epoch average(일반적인 average방법)
 D : 60 epoch average(제안한 방법)
 E : 100 epoch average(일반적인 average방법)
 F : 100 epoch average(제안한 방법)

측정한 데이터는 신호 채널과 레퍼런스 채널의 특성 차이가 발생한다. 따라서 적응 필터를 적용하기 전에 모든 채널 특성을 동일하게 조정하여 주어야 하며 이를 위하여 옵셋 보정을 하였다. 본 논문에서는 세가지 형태의 데이터를 이용하여 결과를 비교하였는데 첫째로는 시물레이션 데이터에 백색 잡음을 첨가하여 알고리즘을 확인하였고, 둘째로 SQUID 시스템에서 측정된 노이즈 데이터를 측정하고 적응 필터의 weight 값을 계산하였다. 셋째로 실제 뇌자도 신호를 이용하여 weight 값을 이용하여 적응필터를 구현하였다. 그리고, 계산된 결과를 average하여 뇌자도 신호 파형의 특성을 비교하였다.

2.2 결과

아래의 표에 표시한 결과 1, 2는 각각 SQUID 시스템을 이용하여 노이즈 신호만을 측정하여 1 epoch 단위로 평균을 취한 결과와 실제 청각 자극에 의하여 발생한 뇌자도 신호를 측정하여 평균을 취한 결과를 비교한 것이다.

아래의 결과에서 볼 수 있듯이 일반적인 average 결과와 제안한 적응 필터에 의한 노이즈 제거 결과는 시간의 흐름에 따라 변화하는 외부 노이즈에 대하여 일반적인 average 방법에 비하여 제안한 방법이 안정한 결과를 보여준다.

Epoch 갯수	방 법	결과 1	
		mean	variance
Epoch 15	original data	-56.449219	147337.535442
	baseline correction	0.000000	131583.592557
	subtraction(baseline data)	0.000000	25590.899211
	subtraction(filtered data)	0.000000	13724.451237
Epoch 60	original data	-74.826953	196237.255787
	baseline correction	0.000000	173726.105246
	subtraction(baseline data)	0.000000	39353.843443
	subtraction(filtered data)	0.000000	29855.249319
Epoch 100	original data	-69.111523	172475.088148
	baseline correction	0.000000	154613.477862
	subtraction(baseline data)	0.000000	34849.024210
	subtraction(filtered data)	0.000000	25744.098833

표 1 - 노이즈 데이터에 대해 적용한 적응 필터 결과

Epoch 갯수	방 법	결과 2	
		mean	variance
Epoch 15	original data	345.316927	66825.897213
	baseline correction	0.000000	54175.013417
	subtraction(baseline data)	0.000000	18808.804989
	subtraction(filtered data)	0.000000	17721.705676
Epoch 60	original data	321.344987	61110.179617
	baseline correction	0.000000	47385.863111
	subtraction(baseline data)	0.000000	14630.971038
	subtraction(filtered data)	0.000000	14140.408275
Epoch 100	original data	311.038008	61658.038985
	baseline correction	0.000000	44522.247715
	subtraction(baseline data)	0.000000	15121.494997
	subtraction(filtered data)	0.000000	14470.564168

표 2 - 청각자극 데이터에 대해 적용한 적응 필터 결과

3. 결 론

본 논문에서는 40 채널 SQUID 시스템을 이용하여 청각 자극 신호를 측정하였고 또한 레퍼런스 채널에 의하여 측정된 노이즈와 뇌자도 신호간에 관계를 LMS 알고리즘을 사용하여 오차를 최소화하도록 노이즈 성분을 제거하고, 그 결과를 통계적 수치로 계산하고 비교하였다. 제안한 방법은 뇌자도 신호에 존재하는 노이즈를 빠른 시간안에 제거할 수 있으며 노이즈 성분의 시간에 따른 변화에 안정하게 동작함을 알 수 있었고, 제안한 알고리즘의 타당성을 확인할 수 있었다. 이는 외부 환경에 민감하게 동작하는 뇌자도 신호의 노이즈를 제거하기 위한 방법으로 유용하다.

[참 고 문 헌]

- [1] R. Hari, "Activation of the Human Auditory Cortex by Various Sound Sequences : Neuromagnetic Studies", Advanced in Biomagnetism, pp87-91, 1989
- [2] Shinya. Kuriki, "Event Related Potentials and Fields Evoked by Auditory Stimuli : Effects of Interstimulus Interval and Selective Attention", Advanced in Biomagnetism, pp109-112, 1989
- [3] Bernard Widrow, Adaptive Signal Processing , Prentice Hall, pp302-367, 1985
- [4] M. Shimogawara and H. Kado, "NOISE REDUCTION METHOD FOR THE EXOTIC MAGNETIC NOISE SOURCE", Advanced Biomagnetism, pp 733-736, 1989