'96 대한전기학회 하계학술대회 논문집 (1996. 7. 22~24)

블라인드 식별을 이용한 유발 전위 추출에 관한 연구

*우응호°, *김택수, *김현술, **최윤호, *박상희,
*연세대학교 전기공학과, **경기대학교 전자공학과

A Study on the Detection of Evoked Potential using Blind Identification

*Yong-Ho Woo°, *Taek-Soo Kim, *Hyun-Sool Kim, **Yoon-Ho Choi, *Sang-Hui Park
* Dept. of Electrical Eng. Yonsei Univ., ** Dept. of Electronics Eng. Kyonggi Univ.

Abstract - In this study, the algorithm for detection of evoked potentials is proposed. The observed evoked potentials are first preprocessed by blind identification so as to eliminate the ongoing EEG like noise. Then, statistic characteristics of the peak components i.e latency and amplitude are detected from prefiltered responses by latency-corrected averaging method. The performance of blind identification is compared with those of adaptive filters as to deterministic and stochastic EPs, is assessed in terms of NMSE, distortion index, correlation coefficient with original EPs. The estimated deterministic and stochastic EPs restored with peak components are compared and assessed. The results show the superiority of this proposed algorithm using blind identification in detecting deterministic and stochastic EPs.

1. 서 론

유발 전위(Evoked Potential : EP)는 특정한 감각 자극에 따른 신경계의 전기적 반응, 즉 신경 세포들의 전위와 신경 임펄스 이동의 결과로 나타나는 전위를 말하며, 유발 전위 추출은 많은 임상 분야와 심리학 분야에 응용되어왔다. 유발 전위는 동일한 패턴의 반복되는 자극에 대한 반응을 뇌 전극으로부터 측정하는데, 유발 전위에 비해 분산이 큰 비선형적이고 비정상적인 특성을 가진 뇌파에 혼재되어 있는 것으로 알려졌다. 이 때 유발 전위는 자극에 대한 신호 성분이며 배경 뇌파는 잡음(noise)이라고 생각한다. 유발 전위는 자극의 종류, 자극을 가하는 부위 및 피검자의 상태에 따라 전체 파형이 다르고, 피크가 나타나는 잠복 시간과 진폭이 다르게 나타난다. 유발 전위의 추출에 있어서 이러한 피크 요소의 통계적 특성을 파악하는 것은 중요한 의미를 지닌다.

일반적으로 사용되는 유발 전위 추출 방법인 평균 가산법[1]은 매 자극에 의한 유발 전위가 동일하고 잡음인 배경 뇌파가 랜덤하고 각 반응이 서로 연관이 없다는 가정에 근거하고 있다. 그러나 실제로 동일한 자극에 대하여 매 반응마다 유발 전위의 피크 요소가 변화하기 때문에 [2] 평균 가산법을 이용하면 유발 전위는 원래의 피크 요소들을 상실하게 되며, 또한 피크 요소를 반영하는 파라미터 값을 얻기 위해 많은 계산을 필요로 하는 단점이 있다.

이러한 단점을 극복하기 위해 신호 처리 방법이 많이 이용되었다 [3]-[5]. 유발 전위 추출 문제에 있어 신호 처리 방법 중 가장 합리적인 과정은 최적 필터링을 한 후, LCA 방법을 통해 피크 요소의 통계적인 특성을 추정하는 것이라 생각된다.

본 논문에서 제안한 유발 전위 추출 알고리즘은 전처리 과정으로 블라인드 식별을 적용하고 LCA 방법을 통해 피크 요소의 통계적인 특성을 추정하는 두 단계로 구성된다. 전처리 과정에서 블라인드 식별은 배경 뇌파를 제거하고 유발 전위 신호를 향상시키며, 전처리 과정 후 필터링된 유발 전위의 집합으로부터 LCA 방법을 적용하여 유발 전위 피크 요소의 통계적 특성을 분석한다. 본 논문에서는 제안한 유발 전위 추출 알고리즘의 성능 평가를 위해, 결정론적 유발 전위와 확률론적 유발 전위로부터 기존의 전처리로 적응 필터를 사용한 유발 전위 추출 방법과 블라인드 식별을 사용한 방법을 비교한다.

2. 유발 전위

유발 전위는 신경계의 각 감각 부위를 자극한 후 일정한 시간대에 비교적 일정한 형태의 신호가 나타나는 특성을 갖고 있으며, 자극의 대상에 따라 시각 유발 전위(Visual Evoked Potentials:VEP), 청각 유발 전위(Auditory Evoked Potentials:AEP), 간각 유발 전위(Somatosensory Evoked Potentials:SSEP) 등으로 대별된다. 각각의 유발 전위는 한 개 또는 몇 개의 파형을 보이게 되는데, 이들 파형은 해당 감각 기관계의 해부학적, 생리학적 구조 또는 상태에 의해 형성된다고 생각된다. 따라서 임상에서의 응용은 이들 유발 전위 파형이 제대로 잘 나타나지는지의 여부와 또한 나타났다 하더라도 자극 후 그 파형의 최고점에까지 도달하는데 걸리는 잠복 시간(latency)의 지연 여부를 판단함으로써 그 감각 기관계의 신경 생리학적 이상을 평가하게 된다.

3. 블라인드 식별을 이용한 유발 전위 추출

3.1 블라인드 식별

블라인드 식별[6]은 그림 1과 같이 다중 신호를 다중 센서로 탐지할 때 소스 신호를 분리해내는 방법으로 전송 채널의 특성을 모르더라도 다중 채널이 분리해내고자 하는 소스 신호를 포함하고 있다면 분리해내고 추정할 수 있는 장점을 갖는다. 다중 소스 신호가 매개물을 거쳐 잡음이 부가되었고 다중 채널로 수집되었다. 이 때, 소스 신호는 물론 매개물이나 잡음에 대한 정보는 갖고 있지 못하며, 다중 채널로부터 관찰된 신호만을 정보로 매개물의 특징을 추정하고 다중 신호를 분리해낸다.

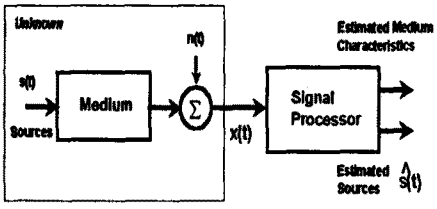


그림 1 블라인드 식별의 개략도

3.2 블라인드 식별을 이용한 유발 전위 추출 방법

전처리부로 다중 채널로부터 다중 신호를 분리해내는 블라인드 식별을 적용하는데 본 논문에서 적용한 블라인드 식별 알고리즘은 확장된 4차 블라인드 식별(EFOBI) 알고리즘[7]이다. 블라인드 식별을 통하여 매 반응마다 배경 뇌파가 필터링되면 필터링된 각각의 데이타에 대하여 raised cosine 함수를 모델로 피크를 추출해 낸다. 추출된 피크의 잠복 시간과 진폭에 대하여 피크 요소 분포 함수 구함으로써 피크 요소의 통계적 특성을 추정해낸다[8]. 그림 2는 블라인드 식별을 이용한 유발 전위 추출 알고리즘이다.

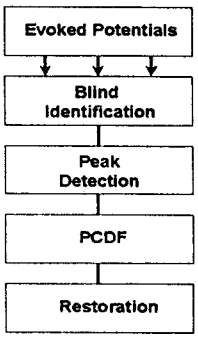
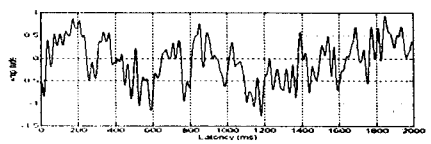


그림 2 유발 전위 추출을 위한 통합 알고리즘

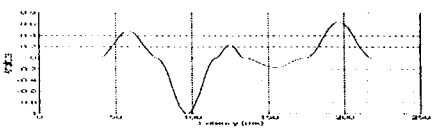
4. 실험 및 결과 고찰

4.1 실험

본 연구에서는 피검자의 뇌로부터 발생되는 미세한 전기 신호를 받아 증폭시키고 이득 및 옵셋을 조정하고 샘플링 주파수는 1,000 *Hz*로 하여 뇌파를 수집하였다. 시뮬레이션된 유발 전위는 진폭과 잠복 시간이 랜덤하게 변하는 raised cosine 요소의 합으로 모델링된다. 시뮬레이션된 유발 전위를 발생시키기 위해 사용되는 각 피크에 대한 잠복 시간의 평균, 표준 편차 및 진폭 파라미터들은 전극 Pz에서 LCA 방법으로 얻은 값들이다[5]. 시뮬레이션된 신호 성분인 유발 전위는 정규화하고, 잡음인 수집된 뇌파는 평균이 0이 되도록 하여 SNR을 실제의 유발 전위와 배경 뇌파의 비로 알려진 -10 dB로 섞었으며 그림 3과 같다.



(a) 수집된 뇌파



(b) 시뮬레이션된 유발 전위

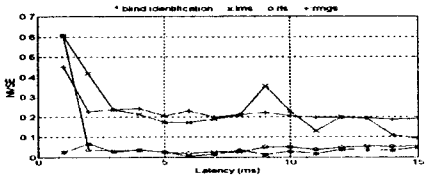
그림 3 실험에서 사용한 뇌파와 시뮬레이션된 유발 전위

4.2 결과 고찰

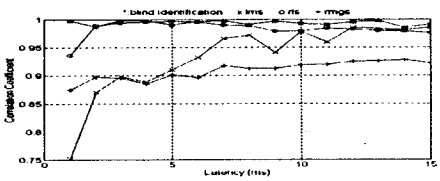
블라인드 식별의 성능을 평가하기 위해 비교 대상으로 유발 전위를 추출하는데 일반적으로 많이 적용되는 LMS, RLS 및 RMGS 등의 적응 알고리즘을 갖는 적응 필터를 사용하였고[9][10][11], NMSE, 상관 계수, 왜곡 지수를 사용하였다.

(1) 결정론적 유발 전위

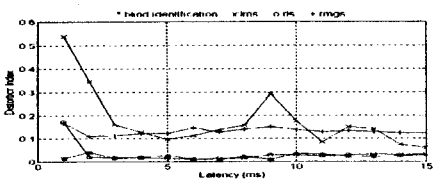
결정론적 유발 전위는 매 자극과 관계없이 파형이 일정하기 때문에 NMSE, 왜곡 지수, 상관 계수를 구하여 전필터링 과정에서의 필터 성능을 평가할 수 있다. 비교 결과는 각각 그림 4와 같다.



a. 각 모델들간의 정규화된 평균 자승 오차 비교



b. 각 모델들간의 상관 계수 비교



c. 각 모델들간의 왜곡 지수 비교

그림 4. 결정론적 유발 전위에 대한 각 모델들간의 필터 성능 비교

결정론적 유발 전위는 5개의 피크에 대한 잠복 시간과 진폭이 일정하다. 그러므로 추출된 잠복 시간의 평균값뿐만이 아니라 표준 편차 역시 중요한 의미를 지닌다. 5개 피크에 대한 모델들의 추정된 잠복 시간의 평균값과 실제 유발 전위의 잠복 시간을 비교해 보면 표 2와 같다.

표 1 실제 유발 전위와 각 모델들의 추출된 잠복 시간 비교

	실제의 유발전위	블라인드 식별	LMS 알고리즘	RLS 알고리즘	RMGS 알고리즘
1	60	60.50	63.50	61.00	61.99
2	96	96.50	100.99	97.50	99.50
3	125	128.00	131.00	129.00	136.50
4	154	158.00	157.50	155.00	156.00
5	196	196.50	209.00	196.50	190.00

표 1에 의해 블라인드 식별이 실제 유발 전위의 잠복 시간을 가장 잘 추출하고 있음을 알 수 있다. 또한 추정된 잠복 시간의 표준 편차를 보면 블라인드 식별이 다른 적응 필터에 비해 작음을 알 수 있는데 이것은 유발 전위가 결정론적이기 때문인 것으로 판단된다. 또한 5개의

피크에 대한 모델들의 추정된 진폭과 실제 유발 전위의 진폭을 비교해 보면 다음 표 2와 같다.

표 2 실제 유발 전위와 각 모델들의 추출된 피크 진폭 비교

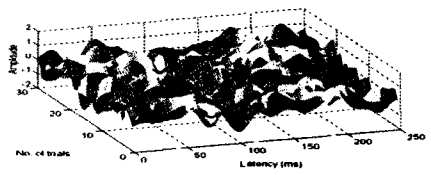
	실제의 유발전위	블라인드 식별	LMS 알고리즘	RLS 알고리즘	RMGS 알고리즘
1	0.4804	0.4513	0.1406	0.4299	0.1832
2	-1.0000	-0.9736	-0.2339	-0.6351	-0.3327
3	0.2381	0.2061	0.0693	0.1650	0.0659
4	-0.1701	-0.1097	-0.0313	-0.0778	-0.0244
5	0.6447	0.6545	0.1826	0.5742	0.2660

표 2를 보면 블라인드 식별이 다른 적응 필터보다 피크의 진폭을 가장 잘 추출하고 있음을 알 수 있다.

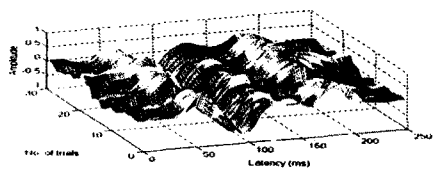
(2) 확률론적 유발 전위

확률적 유발 전위는 성능을 평가하는 적절한 기준을 가지지는 못하므로 피크 요소 분포 함수와 추정된 피크 요소로부터 복원된 유발 전위를 보고 성능을 판단하였다.

그림 5는 블라인드 식별 전, 후의 반응이다. 블라인드 식별 후 배경 뇌파가 필터링되었음을 알 수 있다.



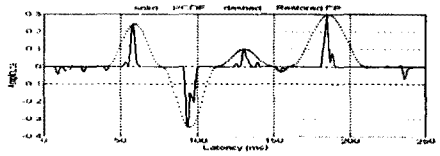
a. 유발 전위와 뇌파가 혼재되어 있는 반응



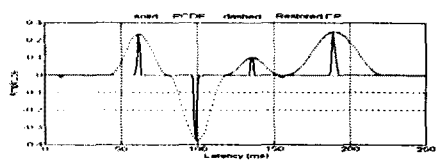
b. 뇌파가 필터링된 반응

그림 5 블라인드 식별 전,후의 반응

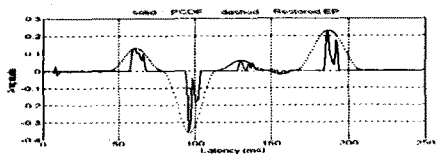
그림 6은 블라인드 식별과 적응 필터를 이용하여 피크요소 분포 함수를 구하고 유발 전위를 복원한 그림이다.



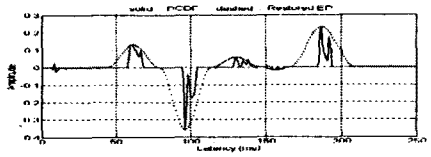
a. 블라인드 식별의 피크 요소 분포 함수와 복원된 유발 전위



b. LMS 알고리즘의 피크 요소 분포 함수와 복원된 유발 전위



c. RLS 알고리즘의 피크 요소 분포 함수와 복원된 유발 전위



d. RMGS 알고리즘의 피크 요소 분포 함수와 복원된 유발 전위

그림 6 각 모델의 피크 요소 분포 함수와 복원된 유발 전위

5. 결 론

본 논문에서는 감각 자극에 의해 발생하는 뇌파인 유발 전위의 추출을 위한 알고리즘을 제안하였다. 전처리 과정으로 블라인드 식별을 적용하여 잡음 성분인 배경 뇌파를 제거하여 신호 성분인 유발 전위를 추출하고, 배경 뇌파가 제거된 전처리 과정 후의 반응으로부터 LCA 방법을 적용하여 잠복 시간과 진폭으로 구성되는 피크 요소의 통계적인 특성을 추정하였다. 결정론적 유발 전위의 경우, 전처리 단계에서 블라인드 식별 방법이 LMS, RLS 및 RMGS 등의 알고리즘을 이용한 적응 필터에 비해 정규화된 최소 자승 오차, 왜곡 지수, 원래의 유발 전위와의 상관 관계에서 성능이 뛰어남을 알 수 있었다. 특히 적응 필터의 경우 오차가 멀어지는 과도 상태가 존재하는 데 반해 블라인드 식별 방법은 과도 상태가 존재하지 않아 적응 필터보다 더 많은 데이타를 이용할 수 있었다. 확률론적 유발 전위 역시 진폭과 잠복 시간을 추출하는데 블라인드 식별 방법이 우수했다.

참고문헌

[1] C. E. Dahlia and M. S. Mobin, "Weighted averaging of evoked potentials," IEEE Trans. Biomed. Eng. VOL. BME-39, NO. 1, pp.338~345, January 1987.

[2] C. D. McGillem and J. I. Aunon, "Measurements of signal components in single visually evoked potentials," IEEE Trans. Biomed. Eng., VOL. BME-24, pp.232~241, 1977.

[3] N. V. Thakor, "Adaptive filtering of evoked potentials," IEEE Trans. Biomed. Eng. VOL. BME-34, NO. 1, pp.6~12, Jan. 1987.

[4] J. J. Westercamp and J. I. Aunon, "Optimum multielectrode a posteriori estimates of single-response evoked potentials," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. BME-34, pp.13~22, January 1987.

[5] K. B. Yu and C. D. McGillem, "Optimum filters for estimating evoked potential waveforms,", IEEE Trans. Biomed. Eng., VOL. BME-30, pp.730~737, November 1983.

[6] L. Tong, R. Liu, V. C. soon, Y. F. Huang, "Indeterminacy and identifiability of blind identification," IEEE Trans. Circuit and Systems, VOL. 38, NO. 5, pp.499~509, May 1991.

[7] V. C. Soon, L. Tong, Y. F. Huang, R. Liu, "An extended fourth order blind identification algorithm in spatially correlated noise," in Proc. 1990 IEEE ICASSP, Albuquerque, NM, Apr. 1990.

[8] X. H. Yu, Y. S. Zhang and Z. Y. He, "Peak component latency-corrected average method evoked potential waveform estimation," IEEE Trans. Biomed. Eng., VOL. BME-41, NO. 11, pp.1072~1082, November 1994.

[9] Xiau-Hu, "Time-varying adaptive filters for evoked potential estimation," IEEE Trans. Biomed. Eng. VOL. BME-41, NO. 11, pp.1062~1071, November 1994.

[10] F. H. Y. Chan et al. "Detection of brainsterm auditory evoked potential by adaptive filtering," Med. & Biol. Eng. & Comput., 33, pp. 69~75, January 1995.

[11] S. Haykin, Adaptive Filter Theory, 2nd ed. Englenood Cliffs, NJ : Prentice Hall, 1991.