독립성분분석에 의한 뇌파 안구운동 제거

인하대학교 의과대학 신경과학교실

심용수 · 최성호 · 이일근

Eyeball Movements Removal in EEG by Independent Component Analysis

Yong-Soo Shim, M.D., Seong-Ho Choi, M.D., Il-Keun Lee, M.D.

Department of Neurology, Inha University Medical College

- Abstract -

Purpose : Eyeball movement is one of the main artifacts in EEG. A new approach to the removal of these artifacts is presented using independent component analysis(ICA). This technique is a signal-processing algorithm to separate independent sources from unknown mixed signals. This study was performed to show that ICA is a useful method for the separation of EEG components with little data deformity.

Methods : 12 sets of 10 sec digital EEG data including eye opening and closure were obtained using international 10~20 system scalp electrodes. ICA with 18 tracings of double banana bipolar montage was performed. Among obtained 18 independent components, two components, which were thought to be eyeball movements were removed. Other 16 components were reconstructed into original bipolar montage. Power spectral analysis of EEGs before and after ICA was done and compared statistically. Total 12 pairs of data were compared by visual inspection and relative power comparison.

Results : Waveforms of each pair looked alike by visual inspection. Means of relative power before and after ICA were 29.16% vs. 28.27%, 12.12% vs. 12.41%, 10.55% vs. 10.52%, and 19.33% vs. 18. 33% for alpha, beta, theta, and delta, respectively. These values were statistically same before and after ICA.

Conclusions : We found little data deformity after ICA and it was possible to isolate eyeball movements in EEG recordings. Many other components of EEG could be selectively separated using ICA.

Key Words : Independent component analysis(ICA), EEG

서 론

뇌파 신호를 두피에서 기록할 경우 뇌세포에서 발생하는 전기 신호뿐 아니라 두경부의 근전도(electromyography; EMG), 안구 운동에 의한 안전도(electrooculography; EOG), 그리고 심전도(electrocardiography; ECG)나 머리 움직임에 의한 전위 변화(movement artifacts) 등 여러 잡음이 생길 수 있다. 과거로부터 이러한 잡음들을 교정할 필요성이 제기 되어 왔으며, 몇 가지 방법들이 시도 되었으나,[1,2] 그 방법들은 얻고자 하는 파형의 소실, 변형 등으로 많은 제한이 있어 왔다. 이러한 잡음 중에서 안구 운동(eyeball movement)에 의해 생긴 전위

교신저자 : 이 일 근
인천광역시 중구 신흥동 3가
인하대학교 의과대학 신경과학교실
TEL) 032 - 890 - 3418, FAX) 032 - 890 - 3864, e - mail) neurolee@inha.ac.kr

변동 또한 뇌파에 영향을 미치게 되는데, 안구 운동의 빠르기 또는 그 움직임의 크기에 의해 여러 종류의 파형이 뇌파에 보이게 된다. 이런 안구 운동에 의한 잡음은 뇌파의 전두부와 전두-두정부에 잘 섞여 나오나, 중심부나 두정엽 부위에도 영향을 미칠 수 있다.

최근에 개발된 신호처리 방법 중에서 독립성분분석(independent component analysis, ICA)은 여러 잡음에서 뇌 활동 부위만을 독립적으로 분리할 수 있는 새로운 기술의 신호처리 연산 과정(signal-processing algorithm)으로, 이번 연구를 통해 독립성분분석이 파형의 변형 없이 뇌파의 여러 성분들을 선택적으로 분리할 수 있는 유용한 방법임을 확인하고자 한다.

연구 방법

정상인 4명의 뇌파 기록에서 눈 뜨고, 감기를 반복하여 이 시간대의 뇌파 중 10초간, 한 환자에서 3개 씩 의 자료를 모아 총 12개의 집합이 마련되었다. 뇌파는 256 Hz 추출률과 12 bit 해상도로 기록하였으며 국제 10~20계(International 10~20 system)의 두피 전극 부착 방법을 사용하였고, 종렬 양극(longitudinal bipolar) 배열로 기록하였다(Table 1). 이렇게 얻은 18개의 동시 신호에 대하여 ICA를 시행하였다.

n 초간의 18 채널의 뇌파 디지털 데이터를(18×256 n) 행렬로 만들어 X 행렬이라 하고 ICA 과정을 수행한다. 이 과정에서 얻어진 분리 행렬(unmixing matrix)이 W라는 (18×18) 행렬로 얻어지며, 18개의 독립성분으로 이루어진 행렬 U는(18×256 n) 행렬로서 U = W*X의 계산을 통해 구해진다. U에서 원하는 성분만을 선택하여 재구성할 때, W의 역행렬 inv(W)를 구하여 X = inv(W)*U라는 계산을 통해 얻어진다.

ICA후 얻어진 18개의 독립적인 성분들 중, 안구 운동에 의한 것으로 생각되는 2개의 성분을 제거 하였고 남은 16개의 성분들은 원래의 montage로 재구성하여 새로운 뇌파를 얻었다.

ICA 시행 전,후의 뇌파들을 가지고, ICA 시행 후 뇌파의 변형 정도를 확인해 보기 위해 우선 시각적인 비교를 하였고, 안구 운동의 영향을 가장 적게 받는 후두부 뇌파(P7-O1)에 대하여 동력 분광 분석(power spectral analysis)을 시행하여 이것을 통계적으로 비교하였다. 통계처리는 SPSS system을 사용하여 paired t-test로 시행하였다.

Table 1. *뇌파 몽타쥬(montage)*

번호	전극
1	Fp1 - F7
2	(F7 - T3) F7-T7 *본문과 통일
3	(T3 - T5) T7-P7
4	(T5 - O1) P7-O1
5	Fp2 - F8
6	(F8 - T4) F8-T8
7	(T4 - T6) T8-P8
8	(T6 - O2) P8-O2
9	Fp1 - F3
10	F3 - C3
11	C3 - P3
12	P3 - O1
13	Fp2 - F4
14	F4 - C4
15	C4 - P4
16	P4 - O2
17	Fz - Cz
18	Cz - Pz

독립성분분석 (Independent component analysis)

독립성분분석(independent component analysis; ICA)은 시계열(time series) 신호의 성분 분석 방법으로 오래 전부터 사용되어 오던 주요성분분석(principal component analysis; PCA)의 분산(variance)을 이용한 방법(decorrelation, second order statistics)을 보완하여 고차원 통계(kurtosis, skewness)를 적용하여 최대한 독립적인 성분 분석을 시도한 것으로 1980년대 부터 생체 시계열 신호 분석의 하나로 여러 용도로 유용하게 사용되고 있다.[3,4] PCA에서 공통 신호 변수 집단의 벡터는 입력된 자료에 여러 방향의 변화를 일으키게 된다. 이렇게 하여 처리된 정보의 양을 최대화 할 수 있을 뿐 아니라 여분의 자료를 줄이는 데도 효과가 있다.

그러나 일반적인 PCA로는 가우시안(Gaussian) 분포를 보이지 않는 자료들을 처리하는 데는 적당하지 못하다. 벡터 집단간 상관 관계가 남아있어 통계적인 독립성을 얻지 못하는 것이다.[3-7] 그러나 ICA에서는 자료 분리의 최초 단계인 백화(whitening), 즉 영역화(sphering)를 통해 통계적 독립성을 획득하기에 필요한 정보간의 비상관(uncorrelation)에 도달하게 되며, 독립적 신호의 분리를 보일 수 있다.[7]

Fig. 1[7]에 ICA 연산 방식의 모식도를 간단하게 나타내었다. 뇌파 기록에는 안구 운동에 의한 잡음(ocular artifacts), 뇌 활동(brain activity), 두피 근육 운동(EMG activity), 그리고 전극 부착 부위 이동(mechanical electrode displacement)에 따른 영향 등 여러 각각의 독립된 신호(independent source signals)들이 혼합되어 나타나게 되며 이는 부착된 전극의 수(L), 시간 및 표본 수(k sample)에 따라 영향을 받게 된다. 이러한 혼합된 자료들이 영역화, 분리를 거쳐 성분별로 분리가 가능하게 되는 것이다. 그림에서 각각의 독립된 신호의 자료(source)들이 혼합되면 다음 식에 의해 혼합 행렬 X가 만들어 진다.

$$x_k = \sum_{i=1}^{NB} a(i)\,s_k(i) + \sum_{i=1}^{NE} e(i)\,o_k(i)$$

여기에서 NB와 NE는 각각 뇌와 눈에 의한 자료의 수를 나타내며 $s_k(i)$는 독립된 뇌의 파형을, e(i)는 $o_k(i)$에 해당하는 혼합 행렬의 종렬, 그리고 $o_k(i)$는 눈의 움직임에 의한 파형을 나타낸다. 영역화 과정을 거쳐 만들어진 행렬 V가 만들어 지며,

$$v = Vx$$

여기에서 V는 $\Lambda^{-1/2}\Xi^{T}$를, 대각 행렬 Ξ는 diag[λ(1),…, λ(M)]를 의미한다. Ξ는 그 상당하는 벡터들을 종렬로 갖는 행렬을 의미하며, T는 횡렬의 벡터를 종렬 의 형태로 바꿔주는 장치이다. 마지막으로 선상의 관계를 갖는 행렬로 분리 행렬 y는,

$$y = w^{T}v$$

의 식으로 구해지는데 여기서 분리 행렬 w의 절대값은 1이 된다. 모든 벡터들은 종렬 벡터로서 나타난다.

Fig. 2[8]를 보면 ICA 처리 각 단계에서의 부분 파형의 변환 과정을 알 수 있는데, Fig. 2a의 S1은 간질파와 유사한 신호로서, 매우 급격한 크기 분포(amplitude distribution)와 높은 양성의 kurtosis를 보이며 S2는 Gaussian 분포와 영점의 kurtosis를 갖는 소음을 나타낸다. S3는 거의 편평한 분포를 보이며 강한 음성의 kurtosis를 보이는 사인곡선(sinusoid)이다.

신호들을 혼합한 후에는 모든 결과가 Gaussian 분포에 가깝게 된다(M). 이 때 PCA가 가능해 지는 데, 변형된 자료의 모든 벡터에 일정한 힘이 가해져 동일한 변수(variance)를 갖게 되는 영역화가 이루어진다. 이 PCA로는 단지 Gaussian 신호만을 취급하며 이것 들에서 양성의 kurtosis 신호를 보이는 것들을 만들어 낸다(W). 반면에 ICA는 관찰된 신호의 선상 혼합의 kurtosis의 절대값을 최대화를 통해 각각의 독립된 신호들의 완전한 분리가 가능해 지며, 최초의 신호와 거의 유사하게 된다.

위에 언급한 대로 PCA 방법은 Gaussian 신호만을 처리 할 수 있으나 독립적 신호들의 완전한 분리를 위해서는 ICA 방법이 수행되어야 하며 이를 통해서 처음의 신호와 정량적 성질 뿐 아니라 정성적으로도 변형이 되지 않게 각각의 신호들을 분리할 수 있는 것이다.

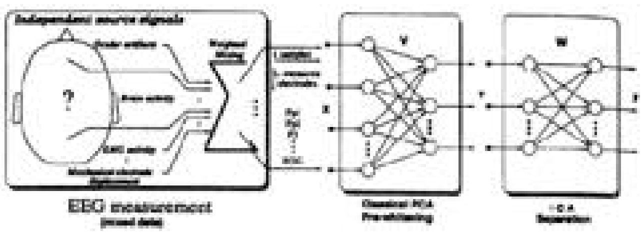


Figure 1. ICA 연산 방식의 모식도

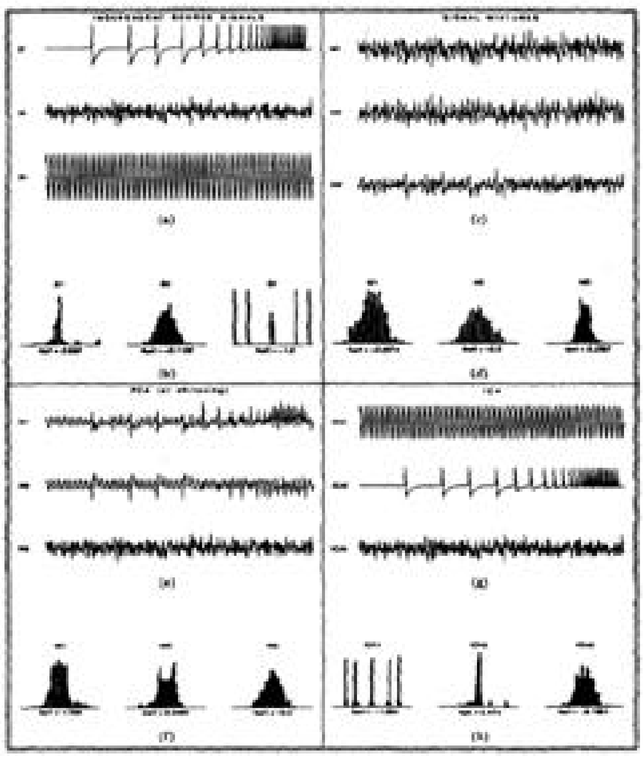


Figure 2. 성분 분석 변화 과정

결 과

각 쌍의 파형을 비교하여 보았다. Fig. 3은 한 환자의 31초~40초 사이의 뇌파 기록에서 ICA를 시행한 것으로 Fig. 3a는 최초의(혼합된) 뇌파를 나타내며 Fp1-F7, Fp2-F8, Fp1-F3, Fp2-F4에는 안구 운동이 많이 보이며, P7-O1, P8-O2, P3-O1, P8-O2에는 주로 알파리듬(alpha rhythm)으로 기초 뇌활동 전위(basal brain activity)가 많이 나타난다. Fig. 3b는 ICA를 시행하여 18개의 독립된 성분을 보이고 있으며, 성분 3~7에는 alpha rhythm이 많이 보이고, 성분 9는 근육 운동에 의한 잡음(EMG artifact)으로 생각되는 파형이 나타났다. 성분 1, 2는 안구 운동에 의한 잡음(ocular artifact)으로 생각되며, 이 두 성분을 분리 한 후 Fig. 3c가 얻어 지는데 Fig. 3a와 안구 운동 잡음을 제외하면 거의 차이가 없어 보인다. ICA 시행 전 후에 있어서 파형의 변형이나 손실 등이 없이 유사한 뇌파 파형을 보였다.

또한 ICA 시행 전 후의 상대적 동력분광분석을 시행한 결과는 Table 2, Table 3과 Fig. 4에 정리하였다. 총 12쌍의 자료를 모아 ICA 시행 전후에 각각의 alpha, beta, theta, delta 주파수 범위 상대값의 평균치를 비교하였다. Table 2에서는 각각의 값을 볼 수 있으며, ICA 시행후의 각 파형 상대값의 평균치 비교 결과는 Table 3와 Fig. 4에서 나타내었다.

Table 3과 Fig. 4에서 보이는 것처럼 ICA 시행 전, 후의 평균값은 거의 차이가 없었으며, 이는 통계적으로도 99% 이상의 신뢰도에서 90% 이상의 상관관계를 보였다.

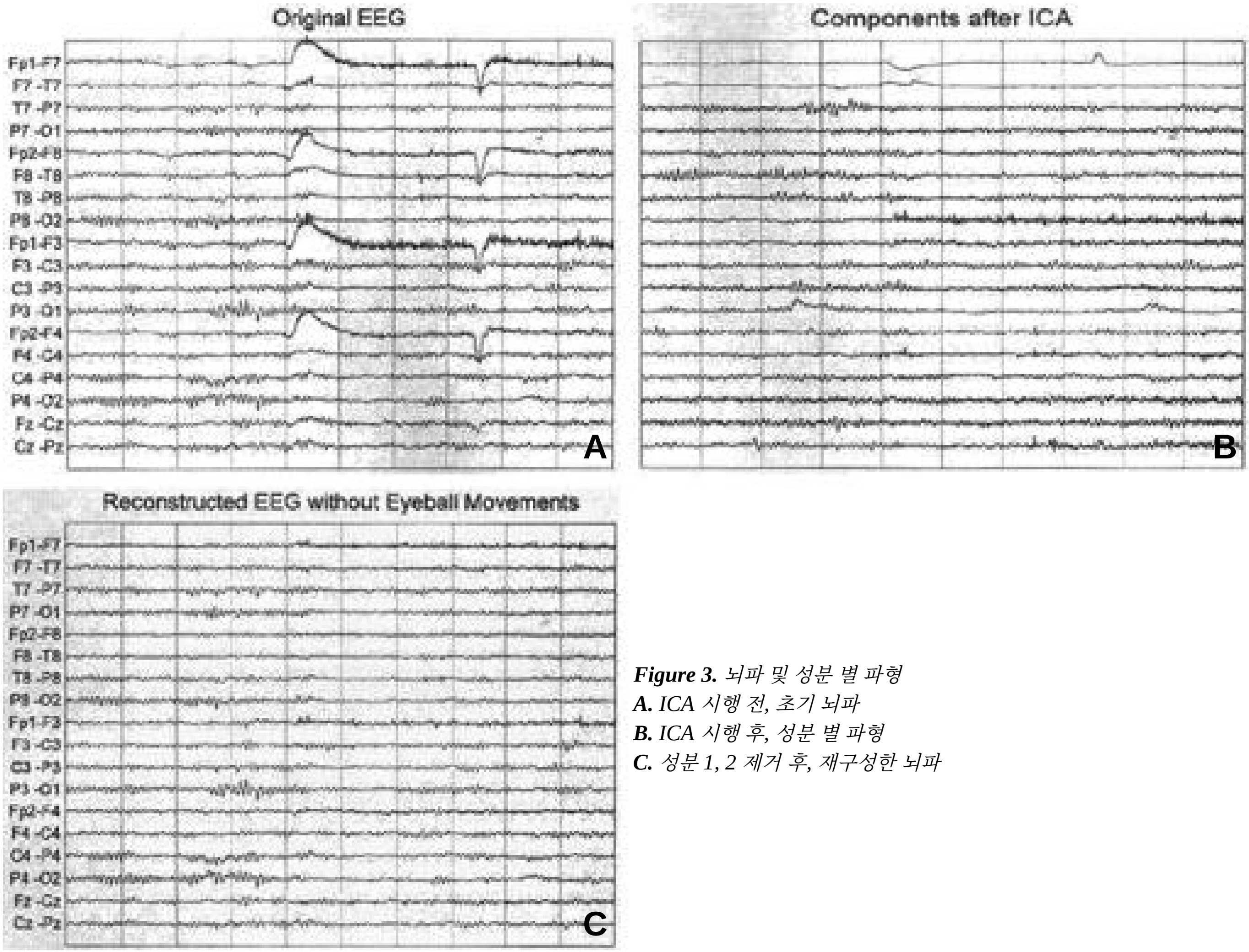


Figure 3. 뇌파 및 성분 별 파형
A. ICA 시행 전, 초기 뇌파
B. ICA 시행 후, 성분 별 파형
C. 성분 1, 2 제거 후, 재구성한 뇌파

Table 2. *각 환자에서 ICA 시행 전, 후의 frequency의 백분율*

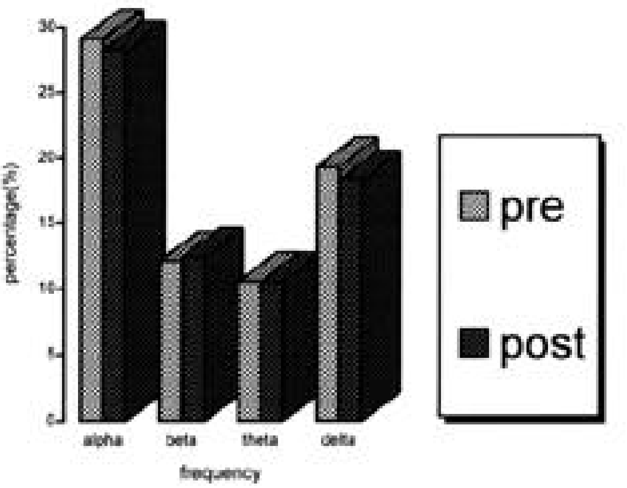
	pre-alpha	beta	theta	delta	pre-alpha	beta	theta	delta
환자 1								
(11~20초)	24.0	11.5	10.8	17.9	23.8	11.4	10.7	18.0
(21~30초)	30.6	10.5	10.2	14.6	30.7	10.6	10.0	14.8
(31~40초)	28.9	11.9	11.0	14.9	29.2	11.9	11.0	14.5
환자 2								
(11~20초)	32.0	11.2	8.7	14.2	32.3	11.2	8.7	13.8
(21~30초)	29.2	11.7	10.7	17.4	29.6	11.9	10.8	15.7
(31~40초)	33.0	13.0	9.7	15.6	33.5	13.3	9.6	14.5
환자 3								
(11~20초)	33.5	12.1	11.2	21.6	33.4	12.1	11.2	21.5
(21~30초)	22.0	13.4	11.8	22.3	21.9	13.4	11.7	22.5
(31~40초)	34.5	12.3	11.7	19.3	34.5	12.2	11.7	19.4
환자 4								
(11~20초)	22.3	10.7	8.8	32.0	17.0	12.9	9.3	29.8
(21~30초)	40.0	12.4	11.0	17.4	38.7	13.5	9.7	15.5
(31~40초)	19.9	14.7	11.0	24.8	14.6	14.5	11.8	20.0

ICA ; independent component analysis

Table 3. ICA 시행 전후의 상관관계

대응	평균	표준편차	상관계수	유의확률
alpha	29.16	6.03	0.971	<0.001
	28.27	7.39		
beta	12.12	1.18	0.822	=0.001
	12.41	1.13		
theta	10.55	1.01	0.886	<0.001
	10.52	1.04		
delta	19.33	5.19	0.960	<0.001
	18.33	4.67		

ICA ; independent component analysis



고 찰

ICA전에 사용되던 잡음 제거 방법들을 보면, 우선 배제와 제거(rejection)가 있다. 가장 널리 사용된 방법으로 정해진 값의 역치(threshold)를 초과하는 부분을 버리는 방법으로 자료의 심각한 손실을 가져올 뿐 아니라 모든 눈의 활동을 확인하는 것이 불가능한 단점이 있다. 환자로 하여금 눈을 정해진 목표물에 고정하게 하고 눈 깜박임을 하지 않도록 하는 눈고정법(eye fixation method)은 어린 아이나, 신경과적 또는 정신과적 질환이 있는 환자들에서는 협조가 잘 안 되고 충분한 양의 무잡음 자료(artifact-free data)를 얻기 힘들다. 다른 방법으로 EOG, EEG 반응 결과간에 선상의 상관(linear combination)이 있다는 가정하에 EOG 추출법도 시행되었는데, 이는 EOG 신호에는 어느 정도의 뇌 활동 전위를 포함하고 있는 이유로 EEG 결과에서 모양의 변형을 일으키게 된다. 이처럼 그 간의 방법들에서는 많은 제한 점이 있었다.

이번 연구에서, ICA 시행은 18개의 채널(channel) 모두에서 시행하였으나 ICA 시행 전과 후의 주파수(frequency) 동력분석 비교에 있어서는 P7-O1 channel 에서만 실시하였다. P7-O1 channel은 뇌파 기록 중, 뇌 기저 활동(brain basal activity)이 가장 뚜렷하게 나타나는 부위로 안구 운동의 영향을 가장 적게 받는 부위이다. 이번 연구는 안구 운동 잡음 제거 후 다른 뇌파의 요소들에 변화가 없음을 보이는 것이므로 충분히 대표성을 가지는 것으로 생각된다.

연구 결과, ICA 시행 전후에 있어서 파형의 변형은 없었으며, 각각의 비율 또한 거의 변화를 보이지 않았다. 또한 뇌파 기록에 있어서 순수하게 안구운동에 의한 파형을 분리하는 것이 가능해 보였다. 이를 정량적, 정성적으로 모두 비교한 것은 파형이 같다고 해서 실제로 값이 다를 수 있고, 또 그 값이 같다고 해서 모양이 같다고(surrogate) 할 수 없기 때문이다.

비록 이번 연구에서는 안구 운동만 분리하여 ICA 시행 전과 후를 비교하였으나, 그 외, 근 운동이나 전극의 부착 부위에 따른 잡음 등 다른 뇌파 구성 요소의 선택적 분리도 가능하리라 생각된다.[8] 앞으로는 이 방법의 응용으로 alpha, theta rhythm의 검출, event-related potential(ERP) complex의 분리 등 여러 뇌 활동의 분석도 가능하리라 기대된다.[8]

참고문헌

1. Brunia CHM, Mocks J, den Berg-Lennen MV. Correcting ocular artifacts-a comparison of several methods. *J Psychophysiol* 1989;3:1-50.
2. Jervis BW, Coelho M, Morgan G. Effect on EEG responses of removing ocular artifacts by proportional EOG subtraction. *Med Biol Eng Comput* 1989;27:484-490.
3. Jutten C, Herault J. Blind separation of sources, part i: and adaptive algorithm based on neuromimmetric architecture. *Signal Processing* 1991;24:1-10.
4. Comon P. Independent component analysis-a new concept?. *Signal Processing* 1994;36:287-314.
5. Bell A, Sejnowski T. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution. *Neural Computation* 1995;7:1129-1159.
6. Delfosse N, Loubaton P. Adaptive blind separation of independent sources: a deflation approach. *Signal Processing* 1995; 45:59-83.
7. Karhunen J, Oja E, Wang L, Vigario R, Joutsensalo J. A class of neural networks for independent component analysis. *IEEE Trans Neural Networks* 1997;8:486-504.
8. Vigario RN. Extraction of ocular artefacts from EEG using independent component analysis. *Electroenceph Clin Neurophysiol* 1997;103:395-404.