

## 잡파가 섞인 뇌파의 비선형 및 독립성분 분석

# Nonlinear and Independent Component Analysis of EEG with Artifacts

김응수 · 신동선

EungSoo Kim and Dongsun Shin

대전대학교 대학원 전자공학과

Dept. of Electronics Eng, Graduate School, Daejeon University

### 요 약

뇌 기능의 연구수단으로써 널리 사용되고 있는 뇌파(Electroencephalogram, EEG)는 측정시에 노이즈(noise)나 잡파(artifact)가 섞여서 측정되기 쉽다. 본 연구에서는 뇌파에 포함된 잡파들을 분리하기 위해서 독립성분분석(ICA)을 뇌파신호에 적용하였다. 먼저 정상인의 안구운동(Eye Movement)과 관련된 잡파가 나타나는 뇌파 신호에 대해서 독립성분분석을 적용하여 스스로 추정되는 각각의 독립성분들을 분리해 내었다. 분리된 신호에 대하여 잡파로 보이는 신호를 제거하고 재 구성된 뇌파 신호와 잡파가 제거되기 전인 원래의 신호에 대하여 각각 상관차원(correlation dimension) 및 리아프노프 지수(lyapunov exponent)등과 같은 비선형 분석법을 적용하여 두 신호의 유의한 차이점을 밝히고, 분리된 독립 신호들의 해부학적 발생위치 및 분포를 추정하였다. 시각적으로 복잡한 뇌파신호에 대하여 독립성분분석을 통하여 뇌 활동의 시각적, 공간적 분석이 가능함을 나타내었을 뿐만 아니라 비선형 분석을 통한 뇌파 신호의 정량적 분석을 통하여 시각적으로 복잡한 뇌파의 유의미한 변화를 관찰할 수 있었다.

### ABSTRACT

In measuring EEG, which is widely used for studying brain function, EEG is frequently mixed with noise and artifact. In this study, the signals relevant to the artifact were distracted by applying ICA to EEG signal. First, each independent component which was assumed to be the source was separated by applying ICA to EEG which involved artifact relevant to the eye movement of a normal person. Next, the signal which was assumed to be artifact was removed from the separated 18 independent components, and the nonlinear analysis method such as correlation dimension and the lyapunov exponent was applied to each reconstructed EEG signal and the original signal including artifact in order to find meaningful difference between the two signals and infer the anatomical localization of its source and distribution. This study shows it is possible not only to analyze the brain function visually and spatially for visually complex EEG signal, but also to observe its meaningful change through the quantitative analysis of EEG by means of the nonlinear analysis.

**Key Words** : 뇌파, 잡파, 독립성분분석, 비선형분석, 상관차원, 리아프노프 지수

### 1. 서 론

뇌파는 정신현상이나 운동, 감각 등을 관장하는 최고의 중추인 뇌 안에 포함되어 있는 수십 억 개의 신경세포의 상호 결합에 의한 활동이 전기적으로 변화한 것이다. 각각의 신경세포는 약 10,000~100,000개의 다른 신경세포들과 연결되어 기억, 학습 등 인지활동을 하고 있다[18]. 뇌파는 이러한 활동을 외부, 즉 두피에서 기록한 것으로 주로 간질 진단 등과 같은 뇌 질환 환자의 진단을 위해 임상에서 주로 사용되어 왔다. 현재까지 뇌파는 파형, 주파수, 진폭, 전체적인 분포,

피검자의 상태 등을 고려하여 임상 전문의들의 시각적인 판단으로 분석되고 있다. 그러나 뇌파의 특성상, 특정 대역의 주파수가 우세하게 나오기도 하지만 각 대역의 주파수가 혼합되어 있기 때문에 시각적으로 정확하게 판독하기란 쉽지 않다. 따라서 지금까지 뇌파의 정량적 분석에서의 연구는 주로 선형분석법인 FFT를 이용한 파워스펙트럼을 많이 활용하였다[19]. 그러나 파워스펙트럼을 이용한 방법은 잡음의 영향을 크게 받지는 않으나 비선형 위상결합(phase coupling)에 대한 정보를 주지 않으므로 비선형 신호분석에서는 적합하지 않다. 현재는 뇌파가 결정론적인 카오스 시스템(deterministic chaotic system)에서 만들어진 신호라는 사실이 밝혀지면서 상관차원(correlatoin dimension), 리아프노프 지수(lyapunov exponent), 끌개(attractor) 등 다양한 비선형 분석법으로 뇌파의 특성을 밝혀 나가고 있고, 뇌 기능 전반을 이해하는 도구로 널리 사용되고 있어 그 중요도는 날로 더해가고 있다[11][12][13].

접수일자 : 2002년 1월 11일

완료일자 : 2002년 9월 27일

본 연구는 정보통신부에서 지원하는 대학기초연구 지원 사업으로 수행되었습니다.

뇌파는 특정지역의 신경세포의 활성화로 인하여 측정되는 것이 아니라, 뇌 전체 신경세포들의 활성화로 인하여 나타나는 신호이고, 측정시의 전위가 미세하기 때문에 안구운동(EOG), 심전도(EKG), 근전도(EMG), 정전기(pulse), 피부전위, line noise 등으로 인하여 발생한 잡파들과 혼합되어 측정되기 쉽다[19]. 뇌파 측정시 포함된 잡파는 시각적 분석, 선형 및 비선형 분석에서의 오차를 증가시키는 원인이 되어 왔다. 순수한 뇌파신호와 섞여 있는 잡파를 선형적인 방법으로 분리해 내는 것은 대단히 어렵다. 따라서 이를 Blind Source Separation (BSS)[1] 문제로 보아, 독립성분분석(Independent Component Analysis, ICA) 알고리즘[1]을 적용하여 잡파를 분리, 제거하였다.

독립성분분석은 미지의 선형적인 결합으로 이루어진 신호로부터 원래의 독립된 신호로 분리하는 것으로, 신호들간의 관련성(correlation)을 중심으로 이를 최소화하는 방향으로 신호들을 분리하는 것뿐만 아니라 신호들간의 의존성(dependency)까지 최소화 되도록 분리하기 때문에 가능한 가장 독립적인 소스들로 분리하는 것이 가능하다[1][2].

본 연구에서는 디지털 뇌파기로 측정된 18개 채널의 안구운동 관련 뇌파신호에 대해서 독립성분분석을 적용하여 원래의 뇌파신호와 안구운동 관련 잡파를 제거한 뇌파신호를 획득하였다. 이렇게 획득된 두 가지 뇌파신호에 대하여 상관차원과 리아프노프 지수와 같은 비선형 파라미터를 도입하여 두 신호들간의 유의한 차이점을 분석하였으며, 분리된 18개의 독립신호들에 대하여 발생위치 및 분포도를 추정하였다.

## 2. 비선형 및 독립성분 분석

### 2.1 비선형 분석

#### 2.1.1 상관차원(Correlation Dimension)

상관차원은 미분방정식의 필요한 변수의 개수를 의미하는 것으로 어떤 시스템이 결정론적인 카오스 시스템인지를 구분해 주는 좋은 기준이다. 그리고 이것은 위상궤적의 기하학적 특징 중 궤적(phase trajectory)이 차지하는 공간의 정도를 정량화 한 변수이기도 하다. 즉, 복잡도를 측정하는 양으로 뇌파에 적용하는 경우 뇌파 중추 신경계를 설명하기 위해 필요한 독립 변수들의 개수를 의미한다. 여기서는 Gressberger 등이 제안한 방법[12]을 도입하였다. 상관차원을 구하기 위해서는 Taken's embedding theorem을 이용하여 뇌파를 상태공간(state space)에서 벡터로 재구성하여 카오스적 끌개(chaotic attractor)를 구해야 한다.

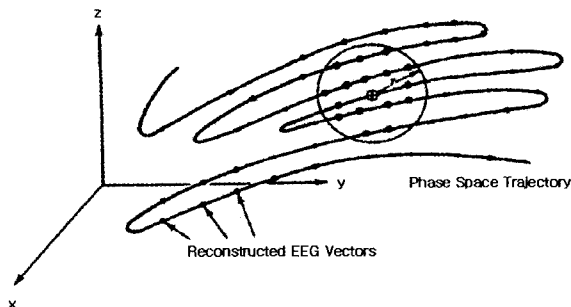


그림 1. 상관차원  
Figure 1. Correlation Dimension

이것은 그림 1에서 보여지는 것처럼 끌개상의 각 점에서 상관적분을 계산하여 상관차원을 결정하는 것으로 끌개에서 임의의 한 점을 중심으로 반지름  $r$ 인 구(sphere)를 만들고 구 내부에 있는 점의 수를 계산 할 수 있다. 이와 같은 방법으로 끌개상의 각 점에서 계산을 반복하였을 때 그 값들의 평균값이 상관적분이다. 다시 말해  $N$ 개의 점으로 이루어진 위상공간이 있을 때 상관적분  $C(r)$ 은 식 (1)과 같다.

$$C(r) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N H(r - |x_i - x_j|) \quad (1)$$

여기서  $N$ 은 데이터 수,  $r$ 은 반지름,  $H(x)$ 는 heavy-side 함수,  $x_i$ 와  $x_j$ 는  $i$ 와  $j$ 번째 끌개를 구성하는 점,  $|x_i - x_j|$ 는 두 점 사이의 유클리안 거리.

상관적분  $C(r)$ 이 반지름의  $D$ 제곱에 비례( $C(r) \propto r^D$ )한다고 가정하고 식 (2)와 같이  $D$ 를 계산할 수 있다.

$$D = \frac{\ln C(r)}{\ln r} \quad (2)$$

즉,  $x$ 축  $\ln C(r)$ ,  $y$ 축  $\ln r$ 의 그래프를 그렸을 때 선형구간의 기울기 값이 상관차원( $D_2$ )이다. 상관차원 값이 크면 위상공간의 궤적이 복잡해져서 시스템 구조가 더 복잡해짐을 의미하며, 독립변수들 간의 관련성이 높아진다는 의미이기도 하다.

#### 2.1.2 리아프노프 지수(Lyapunov Exponent)

리아프노프 지수는 상관차원과 함께 혼돈계(chaos system)의 특성을 정량화 할 수 있는 파라미터이다. 리아프노프 지수는 시계열 신호의 위상공간에서 궤적을 구현하고 끌개 궤적에 대해 시간이 지남에 따라 얼마나 지수 함수적으로 멀어지면서 발산하는지를 정량화하여 나타낸다. 여기서는 리아프노프 지수를 구하는 방법으로 wolf의 방법[13]을 도입하였다.

$$L_1 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{\ln \frac{df_i}{dt_i}}{EVOLV * dt * \ln 2} \text{ (bits/s)} \quad (3)$$

여기서  $m$ 은 계산횟수,  $dt$ 는 샘플링 시간,  $dt_i$ 는 위상공간에서 기준궤도의 초기 두 상태의 간격,

$df_i$ 는 일정 시간후의 두 상태 사이의 거리,  $EVOLV$ 는 진행시킨 일정시간.

이것은 위상공간에 궤적을 구현하고 가까이 있는 두 점 사이의 거리를 구한 후 단위시간이 지난 후에 그러한 두 점 사이의 멀어진 거리와의 적당한 관련비를 계산하는데, 이러한 작업을 궤적 위의 모든 점에서 반복하여 그 평균값을 구하여 측정을 하게 한다. 이에 대한 도식적 그림을 그림 2에 나타내었다.

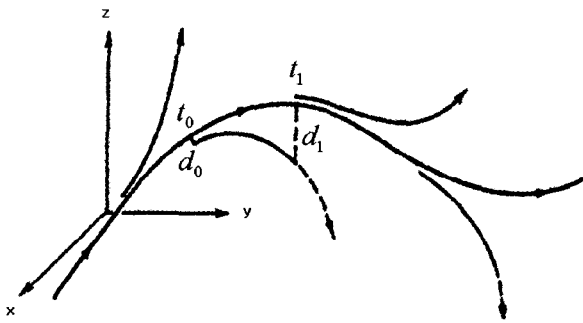


그림 2. 리아프노프 지수  
Figure 2. Lyapunov Exponent

리아프노프 지수값( $L_1$ )이 크다는 것은 발산정도가 더 큼을 의미한다. 즉 상대적으로 초기조건에 민감하다는 것으로 초기조건에서 약간의 차가 있어도 시간이 지남에 따라 완전히 다른 상태로 된다는 것이다. 리아프노프 지수가 적어도 한 개 이상 양의 값을 가지면 혼돈적(chaotic)인 신호라고 할 수 있다. 일반적으로 뇌파신호는 양의 값을 가지며 그 값의 크기가 그 상태의 뇌 시스템이 외부 자극에 얼마나 민감한지를 보여준다.

2.2 독립성분분석(Independent Component Analysis)

독립성분분석(ICA)의 목적은 미지의 선형결합으로 이루어진 신호들의 결과로부터 원래의 독립적인 소스들을 분리해 내는 것이다. 그림 3에서와 같이 독립성분분석의 기본적인 모델을 정의하면, 우선 평균이 0인 각각의 성분들  $s(t) = [s_1(t), \dots, s_M(t)]^T$  를 생각해 보자.  $s(t)$  는  $M$  개의 독립적인 스칼라 신호  $s_i(t)$  로 구성되어 있다. 데이터 벡터  $x(t) = [x_1(t), \dots, x_N(t)]^T$  는 각 시간  $t$  에서 관측된 것으로 아래 식 (4)와 같다[1].

$$x(t) = As(t) \tag{4}$$

여기서  $A$  는  $N \times M$  스칼라 행렬이다.

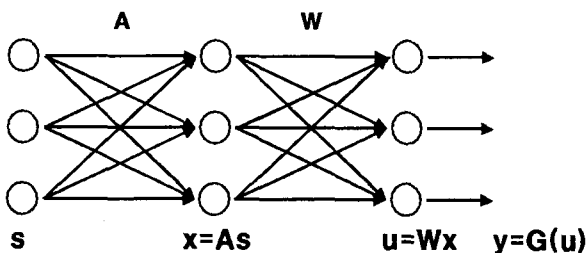


그림 3. ICA 기본모델  
Figure 3. ICA Basic model

그림 3에서  $s$  는 소스(source),  $x$  는 측정된 데이터(mixture),  $u$  는 추출된 독립소스,  $A$  는 미지의 소스 혼합행렬(mixing matrix),  $W$  는 추출된 소스의 혼합행렬(unmixing matrix),  $y$  는 최종출력,  $G(u_i) = 1/[1 + \exp(-u_i)]$  이다.

독립성분분석을 뇌파에 적용할 경우 다음과 같은 3가지 조건을 만족하면 매우 효과적인 소스 분리를 할 수 있다. 첫째, 혼합물(mixing medium)이 선형(linear)이고 전파 지연(propagation delay)이 무시 될 때, 두 번째, 소스들의 시간

진행이 독립적일 때, 세 번째 센서(sensor)들의 수가 소스(source)들의 수와 같거나 클 때이다. 여기서 뇌파는 뇌 활동에 따라 전기적 포텐셜이 순간적으로 신경세포들에 전달되어 발생하는 신호이므로 첫 번째 조건은 만족한다. 그리고 안구운동, 근전도, 심전도, line noise의 소스들은 뉴런 활동의 영향인 뇌파 소스들의 시간에 구속받지 않으므로 두 번째 조건도 만족한다. 그러나 뇌파의 경우 센서의 수(전극의 수)보다 소스의 수(neuron의 수)가 매우 적으므로 세 번째 조건은 만족하지 않으나 독립성분분석의 결과가 생리학적인 현상을 분석하는데 사용되어지므로 그 결과는 뇌 기능을 이해하는데 적용할 수 있다.

3. 실험 및 고찰

3.1 뇌파측정

뇌파는 compumedics video-EEG monitoring 37 channel, model E를 사용하여 국제 전극 배치법 10-20 system(그림 4)을 기본으로 하여 18개 채널(Fp1, Fp2, F7, F8, T3, T4, T5, T6, F3, F4, C3, C4, P3, P4, O1, O2, A1, A2)의 전극을 두피에 붙인 후 각 전극의 뇌파신호를 기록하였다. 연구 대상자는 소리와 전파의 방해를 받지 않도록 차단된 방에서 뇌파 검사를 시행했고 편안히 침대에 눕게 한 후 입을 가볍게 다물고 몸을 이완시켜 근육에 의한 잡파를 줄이고 먼저 눈을 감게 한 후 가능한 한 눈동자를 움직이지 않도록 하였으며 대상자가 실험의 내용을 완전히 이해한 후부터 기록을 실시하였다. 연구 대상자는 20대 남녀로 뇌 질환을 갖고 있지 않은 정상인 10명을 대상으로 하였으며, 편안히 누운 상태에서 안구운동을 하게 한 다음 그 상태에서 1분간 뇌파를 측정하였다. 표본 추출 주파수(Sampling frequency)는 256Hz로 하였고, 민감도(sensitivity)는  $7\mu V/mm$ , 고주파 여파(High frequency filter) 70Hz, 저주파 여파(Low frequency filter) 1Hz로 설정하였다. 측정된 뇌파 중 임의의 한 사람의 뇌파를 그림 5에 나타내었다.

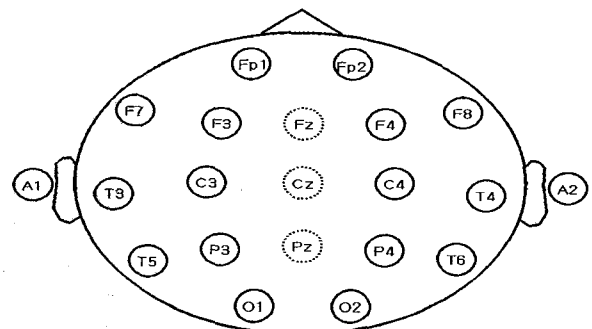


그림 4. 실선 : 본 실험 측정에 사용된 18 채널  
Figure 4. solid line : The location of electrodes of 18 channels for experiment

3.2 실험

그림 5는 눈동자 움직임이 있는 뇌파 신호로써 P3, P4, O1, O2 등 후두엽 쪽을 제외한 전 지역에서 안구운동(Eye Movement)중 눈동자의 움직임(Eye Rolling)에 해당하는 잡파가 나타남을 알 수 있다. 이와 같이 측정된 뇌파 신호를 독립성분분석을 통하여 그림 6에서 보여지는 것과 같이 18개의

독립신호로 분리하였다.

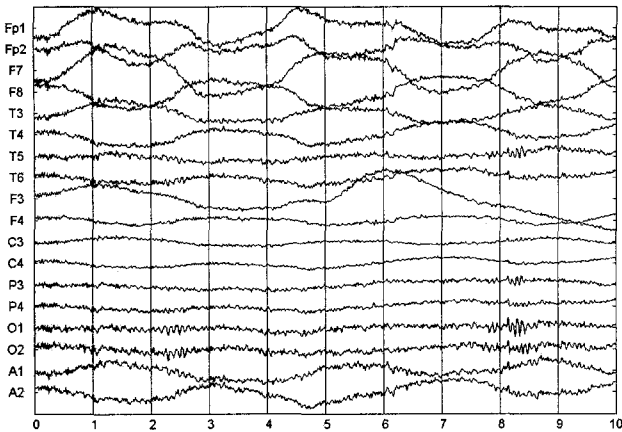


그림 5. 안구운동 잡파가 섞인 EEG 데이터  
Figure 5. Observed EEG data with eye movement artifact

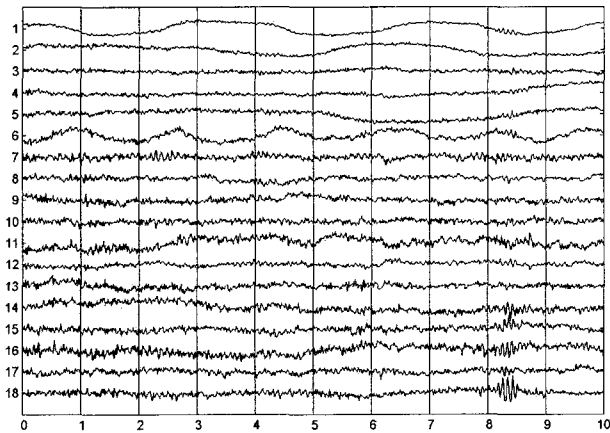


그림 6. ICA 데이터  
Figure 6. ICA data

그림 6에서 나타난 각각의 독립 성분들의 특징은 측정된 신호 즉, 혼합 행렬(mixing matrix)  $A$ 의 열(column)의 요소와 관련되어 있다.

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_{18} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{1,1} & A_{1,2} & \dots & A_{1,18} \\ A_{2,1} & A_{2,2} & \dots & A_{2,18} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{18,1} & A_{18,2} & \dots & A_{18,18} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \\ \vdots \\ s_{18} \end{bmatrix} \quad (5)$$

식 (5)에서 나타난 것과 같이 첫 번째 독립성분의 파형 ( $s_1$ )은 혼합행렬  $A$ 의 첫 번째  $A_{1,1}, A_{2,1}, A_{3,1}, \dots, A_{18,1}$ 의 항과 밀접한 관계를 가지고 있다. 마찬가지로 두 번째 독립성분은  $A_{1,2}, A_{2,2}, A_{3,2}, \dots, A_{18,2}$ 의 항과 밀접한 관계를 가지고 있음을 알 수 있다. 이는 측정된 뇌파 데이터가 혼합행렬  $A$ 의 행(row)의 요소와 관련이 있음을 시사하고 있다. 즉, 측정된 뇌파 데이터는 혼합행렬의 행의 각 항과 독립소스의 곱을 선형적으로 합함으로써 구해진 값이라고 할 수 있으며, 독립신호들은  $A$ 의 열의 요소와 관련이 있다. 그림 6에서 보여진 독립신호들은  $A$ 의 열의 요소와 직접적인 관련이 있다. 따라서 측정된 뇌파 데이터로부터 혼합행렬  $A$

의 성질을 정확히 분석함으로써 독립성분 신호들의 각 특징을 이해할 수 있다.

그림 7-a와 7-b는 눈동자의 움직임에 해당되는 독립성분 1번과 6번이 측정된 뇌파 데이터에서 어떤 영향을 나타내는지를 각각 알아 본 것으로, 독립성분 1번의 경우 측정된 데이터에서 P3, P4, O1, O2를 제외한 나머지 채널에서 영향을 미침을 알 수 있고, 6번의 경우 측정된 데이터에서 Fp1, Fp2 채널에서 집중적으로 나타남을 알 수 있다. 즉, 독립성분 1번과 6번이 측정된 뇌파에서 수직 안구운동과 수평 안구운동에 해당하는 파형임을 확인 할 수 있다.

또한 이러한 혼합행렬의 성질을 이용하여 뇌파 측정 위치에서 각 요소들의 기여도를 표시함으로써 독립성분이 뇌의 어느 부위에서 상대적으로 강한 영향을 나타내는지 나타내었다. 그림 8은 이러한 내용을 확인하기 위하여 18개의 독립성분들을 2차원 topological map을 통하여 나타내었다.

그림 8의 map과 그림 6의 분리된 ICA 데이터를 비교해 보면, 독립성분 1번의 경우 Fp1과 Fp2에서 발생된 수직 안구운동 관련 신호임을 확인 할 수 있다. 또한 6번 신호의 경우, 전두엽 쪽에서 발생된 수평 안구운동 관련 신호임을 알 수 있다. 이와 같이 topological map과 ICA 데이터를 상호 비교하면서 각각의 독립성분이 뇌의 어느 위치에서 발생되었는지를 확인함으로써 독립성분 신호들의 성질을 정확히 확인할 수 있다. Topological map에서 검은 점들은 18개의 전극(electrode)이며 각 독립 성분들의 기여도를 등고선 형태와 색깔을 가진 명암으로 나타내었다. 등고선 간격이 조밀하고 색깔이 짙을수록 기여도가 크며 등고선 간격이 넓고 색깔이 옅을수록 기여도가 낮다.

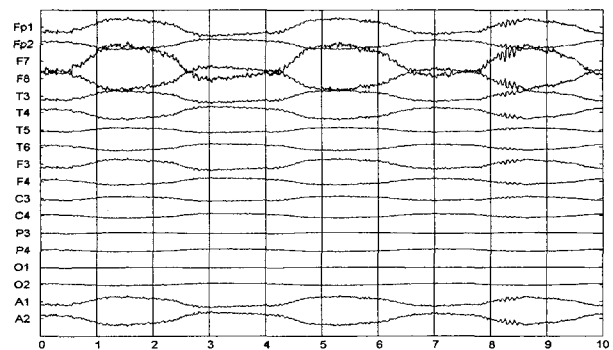


그림 7-a. 독립성분 1번의 영향  
Figure 7-a. Reflection of independent component 1

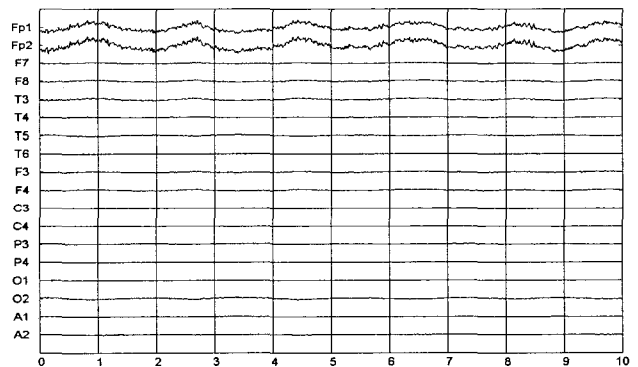


그림 7-b. 독립성분 6번의 영향  
Figure 7-b. Reflection of independent component 6

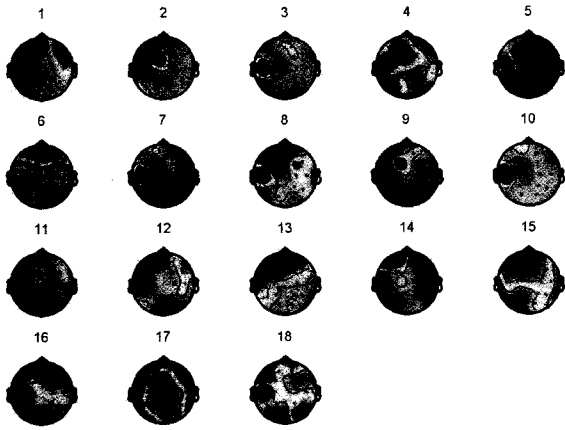


그림 8. 안구운동 EEG에 대한 위상정보 지도  
Figure 8. Topological map for EEG with eye movement artifact

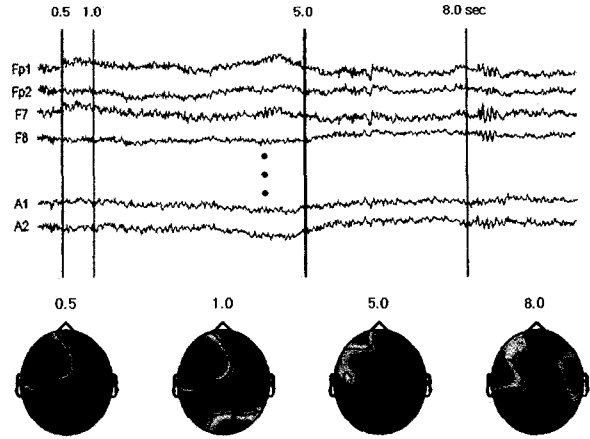


그림 10-b. 시간에 따른 기여도의 변화 : 재구성된 데이터  
Figure 10-b. Strength of change according to time course : reconstructed EEG data

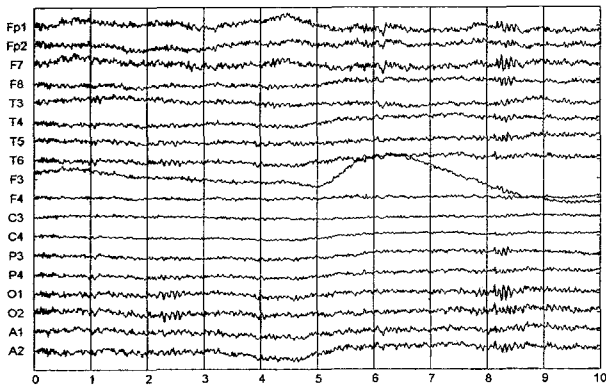


그림 9. 재구성된 EEG 데이터  
Figure 9. Reconstructed EEG data

그림 9는 독립성분, 파워스펙트럼, topological map을 이용하여 잡파라고 여겨지는 성분 즉, 그림 6에서 1번 독립성분과 6번 독립성분을 제거 한 후 나머지 독립성분들을 재구성하여 나타낸 것이다. 측정된 뇌파 데이터와 재구성된 뇌파 데이터를 비교하면 눈동자의 움직임에 해당하는 잡파가 상당부분 제거되었음을 알 수 있다.

그림 10은 측정된 뇌파신호와 재구성된 뇌파신호에 대하여 각각 같은 시간대 (0.5, 1.0, 5.0, 8.0초)에서의 발생위치 및 기여도를 표시하였다. 측정된 뇌파신호에서는 안구운동에 관련된 잡파로 인하여 전두엽 부근에서의 기여도가 크나(그림 10-a), 잡파를 제거한 후에는 전두엽 부근의 기여도가 많이 감소(그림 10-b) 되었음을 알 수 있다. 즉, 잡파로 인해서 가려졌던 뇌의 활성부위가 잡파가 제거됨으로써 명확히 나타나고 있음을 확인할 수 있다. 그림 10를 통하여 뇌파 분석시 잡파가 섞여 있으면 오차 증가 및 판독 오류가 있을 수 있음을 잘 보여준다고 할 수 있다.

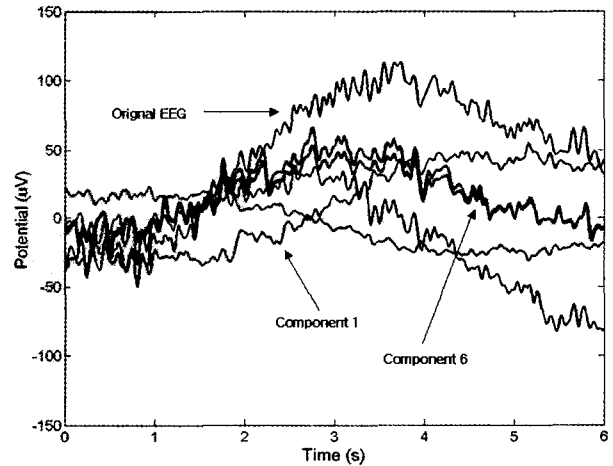


그림 11-a. 전위변화 : 측정된 EEG 데이터  
Figure 11-a. Potential change : observed EEG data

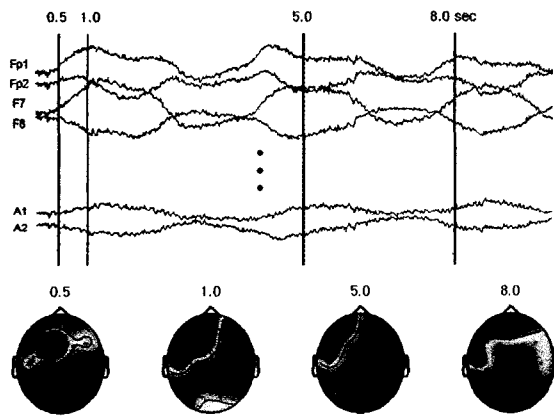


그림 10-a. 시간에 따른 기여도의 변화 : 측정된 뇌파 데이터  
Figure 10-a. Strength of change according to time course : observed EEG data

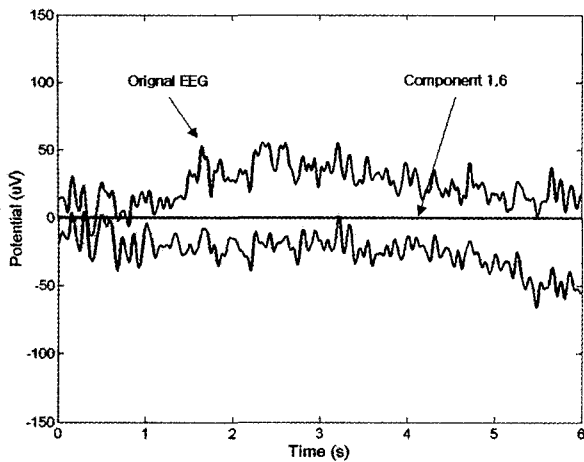


그림 11-b. 전위변화 : 재구성된 EEG 데이터  
Figure 11-b. Potential change : reconstructed EEG data

그림 11-a와 11-b는 Fp1, Fp2에서 측정된 뇌파신호와 재구성된 두 신호의 Fp1, Fp2에 대하여 잡파에 해당되는 1번과 6번 성분이 두 뇌파신호에서 어떤 전위(potential) 변화를 일으키는지를 나타내었다. 측정된 뇌파신호(그림 11-a)는  $-100 \sim 100 \mu V$  사이에서 변화하는데 비해, 두 성분이 제거된 신호(그림 11-b)에서는  $-50 \sim 50 \mu V$  사이의 크기로 전위가 많이 감소되어 안정적임을 알 수 있다.

표 1은 안구운동 잡파가 포함된 뇌파 데이터에서 눈의 깜박임(Eye Blinking)과 눈동자의 움직임(Eye Rolling)이 각각 포함된 뇌파에 대해, 측정된 데이터와 재구성한 데이터를 비교하기 위해서 상관차원값( $D_2$ )과 리아프노프지수 값( $L_1$ )을 나타낸 것이다. 여기서 나타낸 데이터 값은 10명 평균값으로 나타낸 것이다.

상관차원값( $D_2$ )은 측정된 뇌파 데이터보다 재구성된 뇌파 데이터에서 더 높게 나타나 독립 변수들의 상호 관련성이 더 컸음을 알 수 있다(그림 12). 잡파 발생과 관련된 전두엽부근이 측두엽이나 후두엽보다 상관차원값의 차가 비교적 더 크게 나타남을 알 수 있다.

두 신호간의 상관관계를 나타내는 kurtosis는 양의 값과 음의 값을 모두 가진다. 양의 값(super-gaussian)일수록 심한 기울기를 가진 가우시안 분포를 가지는데 이것은 두 신호간의 상관관계가 커짐을 의미한다. 음의 값(sub-gaussian)일수록 낮은 기울기를 가진 가우시안 분포를 가지는데 두 신호간의 상관관계가 적어짐을 의미한다. 재구성된 뇌파 데이터의 kurtosis 값이 측정된 뇌파 데이터보다 커지며 좀 더 안정적인 가우시안 분포를 나타내고 상관관계가 커짐을 알 수 있다.

리아프노프 지수값( $L_1$ )은 측정된 뇌파 데이터 보다 재구성된 뇌파 데이터가 낮게 나타났으며 (그림 13-a) 모두 양의 정수값을 나타내었다. 즉, 리아프노프 지수값의 크기는 그 상태의 뇌 시스템이 외부자극에 얼마나 민감한지를 보여주는 것으로 잡파가 제거된 후 재구성된 신호가 원래의 신호보다 상대적으로 외부자극에 민감한 카오스계의 섭동을 나타내고 있음을 알 수 있다.

표 1. 측정된 EEG와 재구성된 EEG 데이터의 비선형 분석  
Table 1. Nonlinear analysis of original EEG and

reconstructed EEG data				
Channel	Eye Blinking			
	D2		L1	
	Original	Corrected	Original	Corrected
Fp1	0.82775	2.29678	1.19348	1.14307
Fp2	1.19444	2.81293	0.88093	1.76636
F7	2.10355	2.27614	5.50215	0.33883
F8	2.69766	3.82073	1.73548	1.26078
T3	3.74462	2.10520	4.37964	4.40598
T4	2.12512	2.31177	0.03047	0.19430
T5	2.79677	3.29421	1.13053	1.12137
T6	2.38085	2.88343	1.72530	1.38629
F3	1.44060	3.00426	1.25344	2.68646
F4	2.23982	2.76285	2.95774	1.23485
C3	2.19552	2.51820	7.65389	2.27936
C4	2.42631	3.30567	7.95447	2.88082
P3	1.72797	3.06035	2.21236	1.46362
P4	1.82896	2.88032	2.32739	1.95867
O1	1.85855	2.00109	2.95490	2.15849
O2	1.64320	2.11271	0.97323	1.18585
A1	2.29351	3.34678	1.30615	0.73491
A2	2.43991	3.08496	0.89621	0.78209

Channel	Eye Rolling			
	D2		L1	
	Original	Corrected	Original	Corrected
Fp1	1.38314	4.14047	4.83008	0.95759
Fp2	2.01878	2.46658	5.07656	1.53294
F7	1.06033	2.29593	6.60065	7.15266
F8	1.02623	2.83421	7.35246	4.43513
T3	1.43006	2.71419	4.70247	4.56206
T4	1.56010	3.23878	4.44832	2.58252
T5	2.63367	2.75756	1.65128	0.92832
T6	2.05746	3.13722	2.66695	1.11061
F3	1.56836	2.62398	4.68386	9.50979
F4	1.36488	2.53255	8.95042	6.84921
C3	1.74873	2.57464	2.65932	4.38432
C4	1.25699	2.01154	10.82055	2.44359
P3	2.92675	2.96299	1.66578	1.28984
P4	2.51236	3.41452	0.67361	0.73694
O1	3.34620	3.32957	0.78437	0.97138
O2	2.00111	3.02440	4.83827	0.97385
A1	1.45842	2.89686	7.32145	4.08747
A2	2.22565	3.78505	5.94861	0.64753

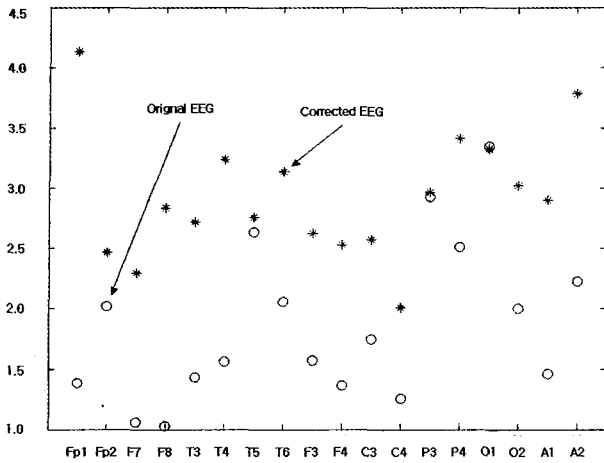


그림 12-a. 상관차원 값의 비교  
Figure 12-a. Comparison of correlation dimension

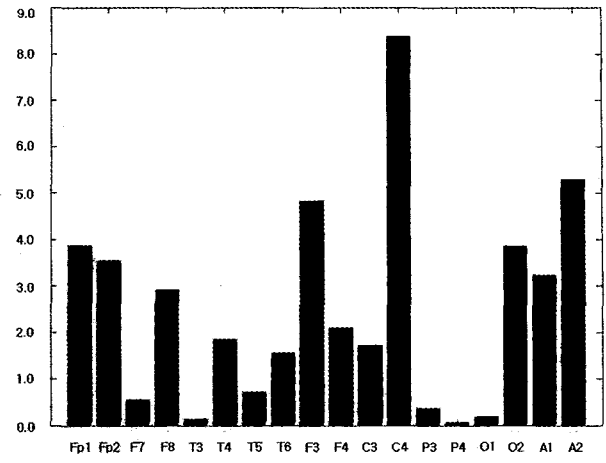


그림 13-b. 두 리아프노프 지수 값의 차  
Figure 13-b. Difference in lyapunov exponent of observed and reconstructed EEG data

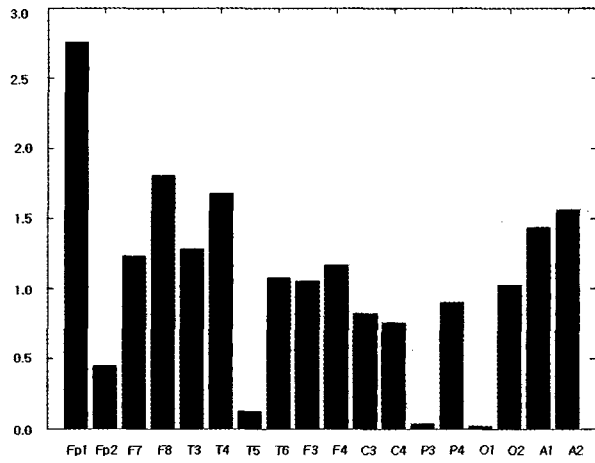


그림 12-b. 두 상관차원 값의 차  
Figure 12-b. Difference in correlation dimension of observed and reconstructed EEG data

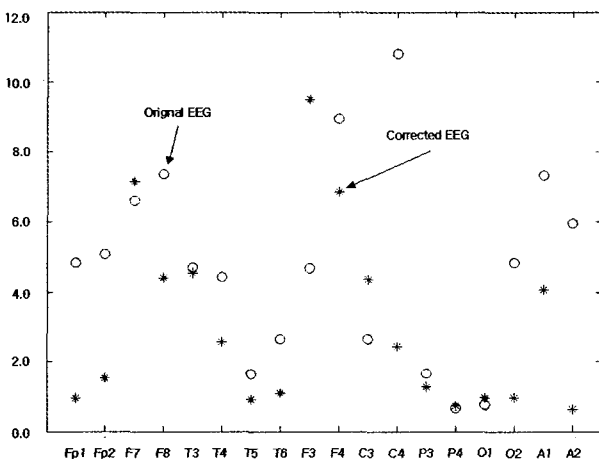


그림 13-a. 리아프노프 지수 값의 비교  
Figure 13-a. Comparison of lyapunov exponent

### 3.3 고찰

뇌파신호가 결정론적인 카오스 신호임을 전제로 대뇌 질환을 가지고 있지 않는 정상 성인을 대상으로 안구운동에 의한 잡파가 포함된 뇌파신호에서 독립성분분석법을 적용하여 잡파를 제거하고 뇌파신호를 구성하는 독립성분들을 분석하였다. 또한 topological map을 통하여 독립성분들이 뇌의 어느 부위에서 발생되는지를 나타내어 시각적으로 뇌의 활성정도를 알 수 있게 하였다. 그리고 상관차원과 리아프노프 지수를 통한 비선형 분석법을 통하여 재구성된 뇌파 데이터를 분석하고, 잡파 제거 전과 제거 후의 변화를 수치적으로 확인하였다.

독립성분분석을 통하여 관측된 결과에서도 안구운동에 의한 잡파는 전두엽 부근(Fp1, Fp2, F7, F8, F3, F4)에서 강하게 나타나고 후두엽 부근(T3, T4, P3, P4, O1, O2)에는 거의 영향을 주지 않음을 알 수 있었다. 안구운동 잡파에 해당하는 독립성분 1번과 6번의 경우 topological map에서 나타난 것과 같이 전두엽 부근(Fp1, Fp2, F7)에서 강한 활성정도를 볼 수 있다. 그리고 같은 시간대(0.5초, 1초, 5초 8초)에서 뇌의 활성영역이 어떻게 변화하는지를 관찰한 결과에서도 잡파로 인해 전두엽 부근의 활성정도가 큰 부분이 잡파 제거 후에는 활성정도가 많이 작아지고 활성영역이 뇌의 다른 부위로 이동해 감을 시각적으로 알 수 있다. 전위변화에서도 잡파 제거 전보다 제거 후의 전위가 많이 감소되어 좀 더 안정적인 신호가 됨을 확인 할 수 있었다.

비선형 분석을 통하여 나타난 관측 결과에서, 상관차원 값은 측정된 뇌파 데이터(평균 2.5 이하의 값)보다 잡파 제거 후 재구성된 데이터(평균 2.5 이상의 값)에서 더 높게 나타나 재구성된 신호가 좀 더 chaotic한 성질을 나타내었다. 다시 말해서 뇌파 신호의 상호 관련성이 더 높아졌다고 할 수 있다. 그리고 잡파 제거 전과 제거 후 값의 변화 역시 전두엽 부근에서의 변화가 컸고, 후두엽 부근에서의 변화가 전두엽 부근에 비해 상대적으로 작았다. 예를 들어, 전두엽 부근(Fp1, Fp2, F7, F8, F3, F4)의 변화 폭은 대부분 1 이상이며, 특히 Fp1 채널의 경우 2.5 이상의 변화 폭을 가진다. 그러나 후두엽 부근(P3, P4, O1, O2, T5, T6)의 변화 폭은 대부분 1 미만이며 좌측 후두엽 부근(T5, P3, O1)은 거의 변화가 없었다.

리아프노프 지수값은 측정된 뇌파 데이터보다 재구성된

뇌파 데이터 값이 조금 더 낮게 나타나 뇌파 신호가 외부 자극에 얼마나 민감한가를 나타내는 척도로 쓰일 수 있음을 알 수 있었다. 이것도 상관차원과 마찬가지로 전두엽 부근(Fp1, Fp2)에서 값의 변화가 컸으나, 후두엽 부근 특히 좌측 후두엽 부근은 거의 변화가 없었다. 그리고 잡파 제거 전과 제거 후 모두 리아프노프 지수값이 양의 정수값을 나타내므로 여전히 뇌파가 혼돈적(chaotic)인 신호임을 확인 할 수 있었다.

2차원 topological map과 비선형 분석을 통해서 잡파가 발생하는 부위를 확인하고 이를 제거함으로써 안정적인 형태로 뇌파를 재구성 할 수 있으며, 상관차원과 리아프노프 지수 등과 같은 비선형 파라미터를 도입함으로써 측정된 뇌파와 재구성된 뇌파 사이의 유의한 차이점을 확인할 수 있었다. 그밖에도 안구운동은 수직 안구운동 영역(Fp1, Fp2)과 수평 안구운동 영역(F7, F8)으로 나누어 그 영향을 분석할 수 있었으며, 이들을 제거한 뒤 재구성된 뇌파신호가 처음 측정된 신호보다 카오스적인 성질을 가짐을 확인 할 수 있었다.

#### 4. 결 론

뇌파는 수많은 신경세포들의 전기적인 합이다. 따라서 그 크기는 신경세포의 활성 정도를 나타내는 좋은 예이다. 이러한 특성들과 용이한 측정방법 때문에 뇌를 연구하는데 가장 효과적인 수단으로 쓰이고 있다. 그러나 뇌파는 측정된 특정 부위에서의 뉴런들의 활성 정도에 따른 영향만을 나타내는 신호가 아니라 뇌의 다양한 부위에서 복잡하게 영향을 받아 나타나는 신호이다. 그리고 주위환경, 피검자의 상태에 따른 안구운동, 근육, 심전도, 라인 노이즈 등 다양한 잡파가 혼입되어 측정되기 쉽다. 그러므로 뇌파는 그 특성을 이해하는데 어려움이 많으며, 고도의 훈련을 받은 전문가가 아니고서는 뇌파의 특징과 뇌 활동의 의미를 이해하기 어렵다. 또한 뇌의 전기적 변화를 차트기록에 의한 시각적 해석이나 선형분석 등과 같은 일반적인 분석방법으로 확인하기는 어렵다. 본 연구에서는 전두엽 부근에서 발생하는 안구운동 잡파를 모니터나 차트 등을 통하여 시각적으로 판독 할 수는 있지만 이런 잡파를 제거하고 뇌파를 재구성하기는 쉽지 않다. 여기서는 이러한 잡파가 포함된 뇌파를 독립성분분석을 통하여 각각의 독립성분으로 분석하고, 이러한 성분들이 뇌의 각 영역에서 어떠한 강도로 영향을 받고 있는지를 topological map을 통하여 나타냄으로써 독립 성분들이 주로 뇌의 어느 부위에서 발생하는지를 시각적으로 나타내고, 뇌의 활성 정도를 부위별, 성분별로 확인하였다. 한 독립성분의 투영은 그 성분에 의해 발생된 전위의 변화양상을 나타낸다. 따라서 topological map에서의 활성 정도가 큰 지점이 그 독립성분의 소스라고 간주될 수 있다. 또한 비선형 분석을 통하여, 측정된 신호와 잡파가 제거되고 난 다음 재구성된 신호와의 차이를 나타낼 수 있었다. 우선, 상관차원은 어떤 시스템이 결정론적인 카오스 시스템인지를 구분해 주는 좋은 기준으로서, 뇌파에 적용하는 경우 뇌파 중추 신경계를 설명하기 위해 필요한 독립 변수들의 개수를 의미한다. 잡파가 제거되고 재구성된 신호의 상관차원 값이 측정된 신호보다 평균적으로 높은 값을 나타내었으며, 이는 재구성된 신호의 위상공간의 궤적이 복잡해져서 시스템 구조가 더 복잡해짐을 의미하고, 독립변수들 간의 관련성이 높아졌음을 나타낸다. 또한 시계열 신호의 위상공간에서의 궤적이 얼마나 지수함수적으로 발

산하는지를 나타내는 리아프노프 지수값은 측정된 신호와 재구성된 신호 모두 양의 신호를 나타내었으나, 재구성된 신호의 지수값이 평균적으로 좀 더 작은 양의 값을 나타내었다. 리아프노프 지수값이 크다는 것은 발산정도가 더 큼을 의미한다. 즉 상대적으로 초기조건에 민감하다는 것으로 초기조건이 조금만 달라도 시간이 지남에 따라 완전히 다른 상태로 된다. 따라서 리아프노프 지수값의 크기가 그 상태의 뇌 시스템이 외부자극에 얼마나 민감한지를 나타낸다고 볼 수 있다.

본 연구에서는 이러한 연구를 통하여 복잡한 비선형 신호인 뇌파를 정확히 분석함으로써 임상에서의 뇌 질환 진단 및 치료를 비롯하여 뇌 기능 연구 등에 보다 정확하고 다양한 정보를 제공할 수 있음을 제시하고자 하였다. 앞으로는 다양한 정신상태나 간질, 치매 등과 같은 형태의 뇌파 신호에 대하여 이들의 특징을 분석하고 예측하는 시스템의 개발 및 분석법의 정량화, 3차원 source localization을 위한 연구 등에 폭 넓게 활용될 수 있을 것으로 본다.

#### 참 고 문 헌

- [1] A.J. Bell and T.J. Sejnowski, "An Information maximization approach to blind separation & blind deconvolution", *Neural Computation*, Vol. 7, pp. 1129-1159, 1995.
- [2] Te-Won lee, Mark Girolami and Terrence J. Sejnowski, "Independent Component Analysis using an Extended Infomax Algorithm for Mixed Sub-Gaussian Sources", *Neural Computation*, Vol. 11, No. 2, pp. 409-433, 1999.
- [3] J. Jeong, J. Gore, "Independent Component Analysis to the Analysis of EEG and MEG Recordings", *IEEE Trans. on Biomedical Eng.*, Vol. 47, No. 5, 2000.
- [4] K. Kobayashi, I. Merlet and J. Gotman, "Separation of spike from background by independent component analysis with dipole modeling and comparison to intracranial recording", *Clinical Neurophysiology*, Vol. 112, pp. 405-413, 2001
- [5] S. Makeig, et al, "Independent Component Analysis of Electroencephalographic data", "Advances in Neural Information Processing Systems", Vol. 8, pp. 145-151, 1996.
- [6] G. Wubbeley, et al, "Independent Component Analysis of Noninvasively Recorded Cortical Magnetic DC-Fields in humans", *IEEE Trans. On Biomedical Eng.*, Vol. 47, No 5, pp. 594-599, 2000.
- [7] R. Vigario, et al, "Independent Component Analysis to the Analysis of EEG and MEG Recordings", *IEEE Trans. on Biomedical Eng.*, Vol. 47, No. 5, 2000.
- [8] L. Zhukov and D. Weinstein, "Independent Component Analysis for EEG source Localization", *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pp. 87-96, May/June, 2000.
- [9] Th. Buzug & G. Pfister, "Comparison of



algorithms calculating optimal embedding parameters for delay time coordinates”, Physica D, Vol. 58, pp.127-137, 1992.

- [10] N.H. Packard, J.P. Crutchfield, J.D. Farmer, and R.S. Shaw, “Geometry from a time series”, Physical Review Letters, Vol. 45, No. 9, pp.712-716, 1980.
- [11] Peter. Grassberger, Itamar. Procaccia, “Measuring the strangeness of strange attractors”, Physica D, Vol. 9, pp. 189-208, 1993.
- [12] Peter. Grassberger, Itamar. Procaccia, “Dimension and entropies of strange attractors from a fluctuating dynamic approach”, Physica D, Vol. 13, pp. 34-54, 1984.
- [13] Alan Wolf et al, Jack B. Swift, Harry L. Swinney and John A. Vastano, “Determining Lyapunov Exponents From a Time series”, Physica D, Vol. 16, pp. 285-317, 1985.
- [14] W. Lutzenberger, et al, “Fractal dimension of electroencephalographic time series and underlying brain processes”, Biological Cybernetics, Vol. 73, pp. 477-482, 1995
- [15] H. Petsche, S. Kaplan, AV Stein, O.Filz, “The possible meaning of the upper and lower alpha frequency ranges for cognitive and creative tasks”, Int. J. Psychophysiology, Vol. 26, pp. 77-97, 1997.
- [16] 김응수, 이유정, “EEG 독립성분과 위치추정”, 한국정보처리학회 2001년 춘계학술대회 논문집, 제8권, pp. 297-300, 2001.
- [17] 최정미, “뇌전위의 물리적 모델링과 비선형분석에 의한 뇌기능연구”, 한국과학기술원 석사학위 논문, 1997.
- [18] 윤중수, “뇌과학 개론”, 고려의학, 1999.
- [19] 한선호, Satio Shoji, “임상뇌파”, 일조각, 1987.
- [20] 김대식, 김영배, “뇌파 검사학”, 고려의학, 2001.

## 저 자 소 개



### 김응수(Eung-Soo Kim)

부산대학교 공과대학 전자공학과 졸업  
부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(석사)  
Tohoku University 전자공학과 졸업  
(박사)  
대전대학교 컴퓨터정보통신공학부 교수

관심분야 : Neural network and Brain computing, Statistical physics of neural net, Chaos and Fractal theory in neural network, Bioinformatics, And mainly engaged in research on BCI and signal processing of the biomedical signals, EEG, ECG, fMRI.

Phone : 042-280-2584  
019-220-1611  
Fax : 042-284-0109  
E-mail : eskim@dju.ac.kr



### 신동선(Dong-sun Shin)

2001년 2월 : 대전대학교 공과대학 전자 공  
학과 졸업  
2001년 3월 : 대전대학교 대학원 전자공학  
과 입학  
2002년 현재 대전대학교 대학원 전자공학  
과 석사과정

관심분야 : Neural network, Statistical physics of neural net, Chaos and Fractal theory in neural network, Brain Computer interface..

Phone : 016-439-8559  
Fax : 042-284-0109  
E-mail : shn8559@hanmail.net