

정상인 수면 뇌파 탈경향변동분석

Detrended Fluctuation Analysis on Sleep EEG of Healthy Subjects

신흥범¹ · 정도연² · 김의중¹

Hong-Beom Shin,¹ Do-Un Jeong,² Eui-Joong Kim¹

■ ABSTRACT

Introduction: Detrended fluctuation analysis (DFA) is used as a way of studying nonlinearity of EEG. In this study, DFA is applied on sleep EEG of normal subjects to look into its nonlinearity in terms of EEG channels and sleep stages.

Method: Twelve healthy young subjects (age : 23.8±2.5 years old, male : female=7 : 5) have undergone nocturnal polysomnography (nPSG). EEG from nPSG was classified in terms of its channels and sleep stages and was analyzed by DFA. Scaling exponents (SEs) yielded by DFA were compared using linear mixed model analysis.

Results: Scaling exponents (SEs) of sleep EEG were distributed around 1 showing long term temporal correlation and self-similarity. SE of C3 channel was bigger than that of O1 channel. As sleep stage progressed from stage 1 to slow wave sleep, SE increased accordingly. SE of stage REM sleep did not show significant difference when compared with that of stage 1 sleep.

Conclusion: SEs of Normal sleep EEG showed nonlinear characteristic with scale-free fluctuation, long-range temporal correlation, self-similarity and self-organized criticality. SE from DFA differentiated sleep stages and EEG channels. It can be a useful tool in the research with sleep EEG. *Sleep Medicine and Psychophysiology* 2007 ; 14(1) : 42-48

Key words: Detrended fluctuation analysis · Sleep EEG · Non-linear analysis.

42

서 론

복잡한 뇌기능을 분석하는 도구로 뇌파 비선형 분석이 이용되고 있다(1). 수면단계는 뇌파특성에 따라 나누어지며, 수면다원검사는 약 8시간 이상 지속적으로 뇌파를 측정하므로

이 논문은 2006년도 범석학술장학재단 연구비의 지원에 의하여 이루어진 것임.

This work was supported by BumSuk Academic Research Fund of 2006.

¹울지대학교 의과대학 정신과학교실 및 을지병원 신경정신과 수면의학연구소

Department of Psychiatry, Eulji University School of Medicine, and Division of Sleep Study, Department of Neuropsychiatry, Eulji General Hospital, Seoul, Korea

²서울대학교 의과대학 및 서울대학교병원 수면의학센터

Department of Psychiatry and Behavioral Science, Seoul National University College of Medicine, and Center for Sleep and Chronobiology and Seoul National University Hospital, Seoul, Korea

Corresponding author: Eui-Joong Kim, Department of Neuropsychiatry, Eulji General Hospital, 280-1 Hagye 1-dong, Nowon-gu, Seoul 139-711, Korea

Tel: 02) 970-8603, Fax: 02) 949-2356

E-mail: kim.euijoong@gmail.com

뇌파분석에 유용한 자료를 제공한다. 수면 뇌파 비선형 분석을 통해서 비렘수면 뇌파의 복잡성이 밝혀졌다(2). 비선형 분석의 수면 장애 연구에서의 유용성이 확인되면서(3) 다양한 기법을 이용한 수면 뇌파에 대한 비선형적 분석이 진행되고 있다(4). 수면 뇌파를 비선형적으로 분석한 몇몇 연구에서는 수면단계에 따른 상관차원 변화를 보고하기도 하였다(5).

상관차원분석은 다양한 뇌질환 뇌파 연구에 이용되고 있지만, 상관차원분석을 이용한 연구에 몇 가지 제한점이 있다. 첫째 뇌처럼 매우 복잡한 시스템을 만들어내는 활성도가 저차원 역학으로 기술될 수 있는가 하는 것이다. 둘째, 상관차원 분석을 적용하기 위해서는 시계열(time series)이 정상과정(定常過程, stationary stochastic process)조건을 만족해야 하고, 충분히 많은 데이터를 가져야 하고, 적절한 신호 대 잡음을 유지해야 한다. 그러나 뇌파가 항상 이 조건을 만족시키는 것은 아니다(6).

한편, 탈경향변동분석(detrended fluctuation analysis, DFA)은 분석 대상 신호가 비정상상태(non-stationary state)에 있어도 적용 가능하며 기존의 상관차원 분석에 비해 계

산 부담(computational load)이 적어 단시간에 효율적으로 시행할 수 있다(7).

한 시계열에서 서로 다른 시점 신호들 사이의 관련성을 정량화하는 표준적인 방법은 자기상관함수(autocorrelation function)분석이다. 자기상관함수는 해당 신호와 그 신호를 시간적으로 변동시킨 것(time-shifted version)과의 상관성에 기반을 두고 있다. 만약 어떤 신호가 비정상상태에 있고 지속 시간을 알 수 없는 서로 다른 경향(trend)을 가지고 있다면, 전통적인 자기상관함수를 사용하는 것이 적당하지 않을 것이며 그 경우 많은 상관관계가 나타날 수 있다.

어떤 계의 내재적인 역동을 연구하기 위해서는 그 시스템 외부에서 비롯된 영향(자세변화, 소음, 내부 장치의 영향)을 제거하는 것이 바람직하다. 연속적인 시계열에서 다양한 경향에 의해 생기는 이런 문제를 극복하는데 탈경향변동분석이 유리하고, 서로 떨어져 있는 신호들 간의 상관성 평가에 적합하다(8). 만약 인접하는 신호들 사이의 시간적 상관성이 누승 법칙(power-law)에 따라 감소된다면, 이 신호들 사이에는 관련성이 있을 것이다. 이러한 시간적 관련성을 장기시간적 관련성(long range temporal correlation, LRTC)이라고 부른다. 한편 그 관련성이 지수적(exponential)으로 감소하는 경우 이를 단기시간적 관련성(short range temporal correlation)이라고 부른다.

본 연구에서는 탈경향변동분석을 수면뇌파에 적용하여 수면뇌파의 축적지수를 구하고 뇌파 채널 별, 수면단계별 특성을 규명하고자 하였다.

연구대상 및 방법

1. 연구대상

연구 참여 2주 이내에 어떤 약물도 복용하고 있지 않는 16세부터 30세까지의 정상인 12명을 대상으로 하였다. 대상군은 연구 참여 2주 이전과 참여 중에 어떤 약물도 복용하지 않았다. 의학적, 정신과적 질환이 없었으며, 다음 제외 기준에 해당되지 않았다. 본 연구는 해당 병원 임상윤리위원회의 승인을 받았다.

제외 기준은 다음과 같다: 수면다원검사를 통해 호흡 관련 수면 장애, 하지 불안 증후군, 주기성 사지 운동증 및 주간 졸음증과 관련될 수 있는 의학적, 정신과적 질환의 증거가 있는 경우, 알코올을 포함한 물질 중독이나 남용의 병력, 정신과적 약물 끊을 수 없는 환자, 기타 연구에 방해가 될 수 있는 약물을 복용하는 경우, 본 연구 과정에 동의하지 않거나 따를 수 없는 환자, 교대 근무를 하는 경우 등이다.

2. 연구방법

대조군은 대중 매체 광고를 통해 모집하였다. 모든 피험자는 병원 윤리 위원회의 승인을 받은 연구 계획서와 동의서를 읽고 서명한 후 연구에 참여하였다.

피험자의 적합성 검사(screening test)에는 의학적 병력, 신체 검진, 정신과적 면담을 이용한 정신과적 평가 및 수면장애에 대한 전문의 면담이 포함되었다. 이 결과를 토대로 대상군을 선별하였다.

선별된 대상군은 검사 일정이 정해지면 시행 2주전에 모든 약물을 중단하게 하였고, 하루 평균 8시간의 수면을 취하도록 하고, 검사 1주전부터 수면일기를 작성하도록 하였다. 검사 당일 저녁 7시에 피험자가 수면검사실로 방문하면 수면일기를 검토하여 검사에 영향을 줄 수 있는 점이 없는지 확인하며, 수면-각성 주기 교란이 확인되면 검사를 연기하도록 하였다. 야간수면다원검사를 밤 10시부터 오전 6시까지 시행하였다. 이 검사 결과 배제 기준에 해당하는 수면질환이 발견되면 대상군에서 제외하였다.

1) 수면다원검사

수면다원기록기기는 Somnologica®(Medcare Co., U.S.A.)을 사용하였고, 표준화된 방법으로 각종 전극들(electrodes)과 감지기들(sensors)을 대상자에게 부착하였다. 뇌파, 안전도, 하악근전도(chin EMG), 심전도(ECG), 호흡음(breathing sound), 구강 및 비 공기 흐름(oral and nasal air flow), 비강공기 압력(nasal pressure transducer), 흉곽 호흡 운동(chest movement), 복부 호흡 운동(abdominal movement), 사지운동(limb movement), 그리고 동맥 혈중산소포화도(SaO₂, arterial oxygen saturation)를 측정하였다. 뇌파 전극은 10~20 체계(9)에 근거하여 C3, O1에 부착하였다. 안전도 감지기는 외안각 외측 1 cm 상하방에 각각 부착하고, 근전도 감지기는 하악근 위에 부착하였다. 코골음 측정을 위한 호흡음 마이크로폰을 후두(larynx)부위에 부착하였다. 흡기와 호기간의 공기 온도 차를 이용해 작동하는 공기 흐름 측정용 감지기(thermocouple)를 코와 윗입술 사이에 부착하였다. 비강공기압력 측정 센서는 비공(鼻竇) 앞에 부착하였다. 심전도 전극은 지정된 위치(modified lead II position)에, 하지의 근수축을 기록하기 위한 근전도 전극은 양쪽 전경골근에 부착하였다. 혈중산소포화도 측정기의 감지기는 왼쪽 둘째 손가락 끝에 부착하였다. 측정된 신호는 Somnologica®(Medcare Co., U.S.A.) 분석 소프트웨어를 이용하여 2인의 수면 전문가에 의해 표준 기준(10)에 따라 판독하였다.

2) 뇌파 분석

(1) 뇌파 측정, 전 처치 및 추출

① 뇌파 측정 및 전 처치(preparation)

분석에 사용되는 뇌파는, 10~20 체계(9)에 따라서 부착된 C3/A2, O1/A2로부터 얻어졌다. 신호 증폭에 Somnologica® (Medcare Co., U.S.A.)를 사용했으며 추출비는 200 Hz였으며, 필터는 사용하지 않았다. 야간수면다원검사를 통해서 얻어진 뇌파 및 수면단계(sleep stages)에 대한 정보를 Somnologica® (Medcare Co., U.S.A.)에 있는 데이터 추출 모듈을 이용하여 유럽 데이터포맷(European data format, EDF)으로 추출하였다. 추출된 유럽 데이터 포맷(EDF) 데이터를 자체 개발한 신호 변환 프로그램을 이용하여 빈 포맷(BIN format) 데이터로 변환하였고, 이를 자체 개발한 디지털 수면다원검사 프로그램으로 디스플레이 하였다.

② 분석 대상 데이터

야간수면다원검사에서는 검사 시작 직후, 인공파가 없어지는 시점부터의 7.5시간 분량의 뇌파 데이터를 이 프로그램의 신호 추출 모듈을 이용하여 채널 별 추출하였고 이에 해당하는 수면 단계를 텍스트 파일(text file) 형태로 추출하였다. 이 데이터는 각 피험자 별로, 채널 등에 따라 분류하여 저장하였다.

(2) 탈경향변동분석(detrended fluctuation analysis, DFA)

① 배경

잡음(noise)이 크거나, 측정 시간이 충분히 길지 않아 정상상태(stationary state)를 가정할 수 없는 시계열(time series)의 경우, 불변 값들을 계산하여 그 시계열의 특성을 분석하는 것이 힘들다. 이 경우, 시간의 변화에 따른 시계열의 변동을 측정하여 쪽거리 구조(fractal structure)나 축척(scaling)법칙을 규명할 수 있다. 즉, 작은 시간 변동 dt 동안, 시계열의 변동(표준편차)을 구하여, 그 값들이 지수관계를 가진다면, $\langle dx^2 \rangle \sim dt^{2H}$, 그 시계열은 쪽거리 구조를 지닌다고 할 수 있다. 여기서, H 는 하우스트(Haus) 지수로 정의된다(11). 하지만, 대부분의 시계열은 잡음 외에도 특정 경향을 가지고 있기 때문에, 이 하우스트 지수는 그다지 유용하지 않다. 이를 극복하기 위해서 탈경향변동분석이 제안되었다(12). Peng과 Buldyrev 등이 이 방법을 DNA 분석에 사용한 이후(13), 동일한 방법을 실험모형(14) 등에 적용한 논문들이 발표되었다.

② 탈경향변동분석 과정(process of detrended fluctuation analysis)

분석은 일정한 크기를 지니는 시계열(time series) $\chi(i)$,

$i=[1 \cdots N]$ 에 적용되며, 본 연구에서는 각 뇌파 채널에서 얻어진 뇌파의 진폭(에너지)이 시계열이 된다.

첫 번째 단계로, 이 시계열로부터 그 시계열 전체의 평균 $\langle \chi \rangle$ 을 빼고, 그 차로 적분된 시계열 $y(k)$ 를 만든다(식 (1)).

$$y(k) = \sum_{i=1}^k [\chi(i) - \langle \chi \rangle] \quad (1)$$

탈경향변동분석에서 적분이 필요조건은 아니다. 원 시계열이 충분히 깨끗하면, 적분할 필요가 없다. 원 시계열(original time series)에 노이즈가 있는 경우에는 적분을 통해 잡음(noise)을 제거할 수 있고 보다 정확한 축척지수를 얻을 수 있다(11,13). 적분을 하면, 하지 않은 경우에 비해 축척지수가 1만큼 늘어난다. 즉 원 시계열의 지수가 0.6이면 적분한 시계열은 지수는 1.6이 된다. 추후 계산에서 1만큼 보정해주면 된다. 그런데 이런 계산상의 특징이 역-상관관계(anti-correlation)이 있는 시계열의 분석에는 도움이 된다. 이 시계열에서는 축척지수가 0.5보다 적게 나오고, 이 경우 “수치적”으로 그 값을 결정하는 것이 쉽지 않기 때문에, 적분하는 경우 더 정확한 수치를 찾을 수 있다. 즉, 0.3을 수치적으로 결정하는 것보다 1.3을 수치적으로 결정하는 것이 더 낫다(11,13).

두 번째 단계로, 시계열 $y(k)$ 를 길이 n 인 분절(segment)로 나눈다. 이 때 n 은 관찰단위(observational unit)가 된다. 각 분절들에 대해서, 최소 자승법에 의해 얻어진 국소적인 선형 기울기(linear fit)를 얻는다. 이렇게 얻어진, 조각 조각들의 선형기울기를 $y_n(k)$ 라고 한다.

세 번째 단계로, $y(k)$ 에서 각 분절의 국소적인 선형 기울기인 $y_n(k)$ 를 빼서 탈경향화 시킨다. 탈경향화된 후 합쳐진 시계열 변동의 표준편차는 다음 식으로 주어진다.

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum [y(k) - y_n(k)]^2} \quad (2)$$

이어서, $F(n)$ 값을 관찰 단위인 n 을 변화시키면서 반복해서 계산한다. 모든 관찰단위에서 대해서, 한 번에 한 단계씩 시계열을 따라서 분절을 바꾸어 가며 얻어진 모든 백터가 계산에 이용된다. 마지막으로, $F(n)$ 의 자연로그 값이 관찰단위인 n 에 대한 함수로 그려지고 이 때의 기울기가 축척지수(scaling exponent)가 된다.

③ 분석 과정

앞서 파일(text file) 형태로 추출된 뇌파 데이터에 대하여 다음 방식으로 탈경향변동분석이 시행되었다. 전체수면 단계의 분석에서 관찰 단위의 범위는 0.1~200초이며 이를 200 Hz의 신호추출 비를 이용하여 환산하면 20~40,000

개의 데이터 포인트에 해당된다. 구간검사결과 분석에서는 관찰 단위는 0.1~3초이며 본 연구의 신호추출비가 200 Hz이므로, 20~600개의 데이터 포인트가 사용된다. 각 관찰 단위의 간격은 로그간격이며, 20개의 로그간격에 대해 계산했으며, 이를 식으로 표현하면

$$dt = \frac{\log(t_n/t_1)}{N-1} \quad (3)$$

where $N=20$, $t_n=3$ or 200 , $t_1=0.1$ 이다.

뇌파 데이터 분석 시 각각 0.1초에서 3초와 0.1초부터 200초 크기에 해당되는 단위 구간(window)을 잡아서, 그 구간들이 겹치지 않게 옮겨 가면서 각 구간 변동(fluctuation) 평균을 구하였다. 그 변동(fluctuation)의 평균을 각 구간 크기의 함수로 그래프를 그려서 얻은 직선의 기울기가 축척지수이다.

본 알고리즘을 실제 데이터에 적용시키기에 앞서, 가상의 백색잡음(white noise), 1/f noise, 브라운잡음(Brownian noise)을 만들었다. 이 세 개의 데이터를 본 알고리즘에 적용한 결

과는 그림 3에 제시되었다(그림 1).

분석 대상 데이터들을 본 알고리즘으로 분석하였다. 텍스트 파일 형태로 저장된 결과를 통계분석에 이용하였다.

3) 통계 분석

수면다원검사에서 얻어진 뇌파의 채널 별 축척지수의 차이를 선형혼합모형(Linear mixed model analysis, LMM)을 이용하여 비교 하였다. 수면단계에 따른 축척지수의 차이를 선형혼합모형(LMM)을 이용하여 분석하였다. 통계 분석의 유의수준은 $\alpha < 0.05$ 로 정하였으며, 검증력은 80%로 정한다. 통계분석에는 SAS, SPSS Window version 11.0을 사용하였다.

연구 결과

1. 인구학적 정보 및 수면다원검사 결과

본 연구의 조건을 만족시키는 정상인 12명이 연구에 참여하였다. 연구 참여자는 평균연령은 23.8 ± 2.5 세였으며, 성

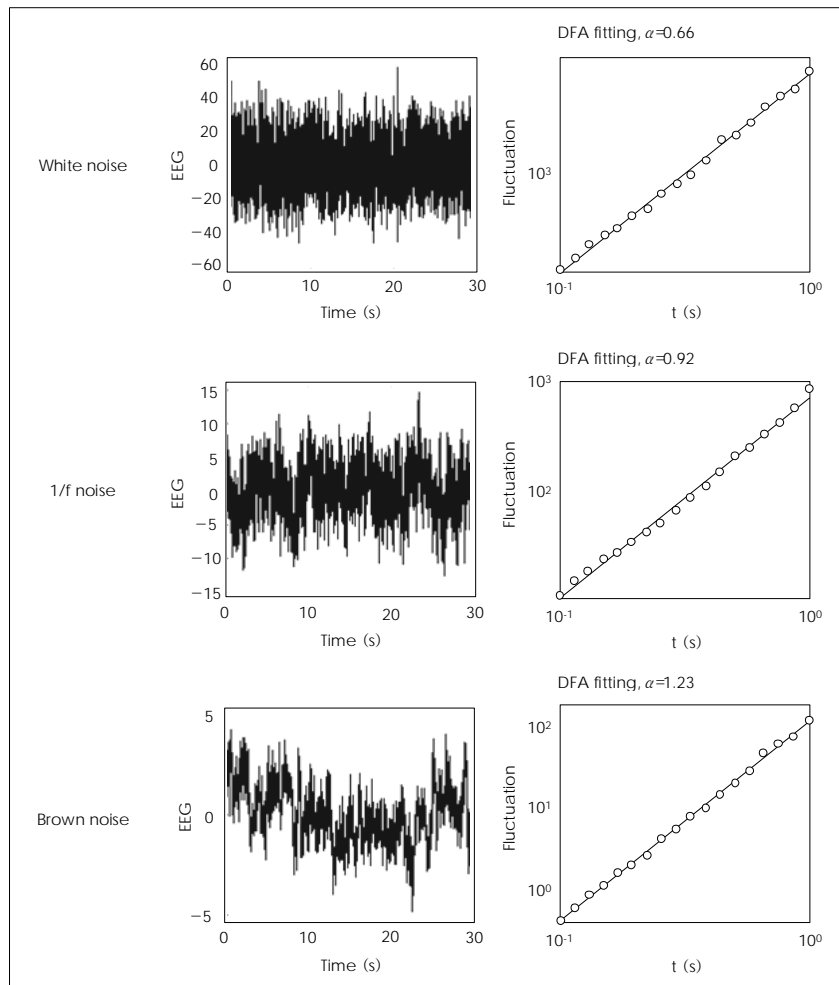


Fig. 1. Simulation of detrended fluctuation analysis.

Table 1. Polysomnographic findings of subjects

Sleep parameters	Findings
	Mean \pm SD
TST (min)	445.9 \pm 31.7
SE (%)	93.5 \pm 6.5
SL (min)	5.8 \pm 2.9
WASO (min)	37.4 \pm 38.1
REML (min)	98.6 \pm 51.6
S1 (%)	15.8 \pm 14.0
S2 (%)	49.8 \pm 13.5
S3 (%)	12.2 \pm 4.2
S4 (%)	2.4 \pm 5.5
REM (%)	19.5 \pm 7.7
Wake (%)	5.7 \pm 6.1
M_SL	7.3 \pm 3.0

TIB : time in bed, TST : total sleep time, SL : sleep latency from polysomnography, WASO : wake after sleep onset, REM : rapid eye movement sleep, REML : REM latency, M_SL : sleep latency from multiple sleep latency test. S1 (%), S2 (%), S3 (%), S4 (%), REM (%) : percent of each sleep stage in total sleep time, Wake (%) : percent of wake time in time in bed

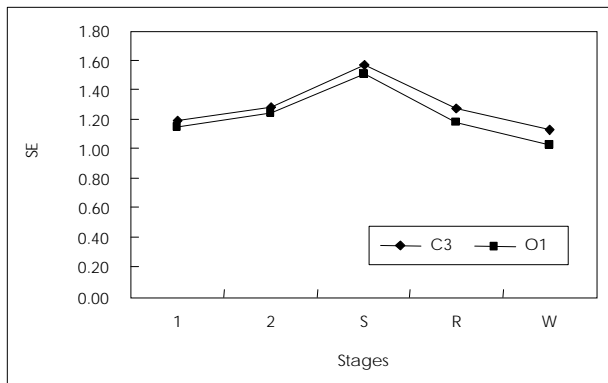


Fig. 2. Comparison of scaling exponent of EEG of C3 and O1 channel from polysomnography. C3 : scaling exponent of C3 EEG, O1 : scaling exponent of O1 EEG, 1 : stage 1, 2 : stage 2, S : slow wave sleep, R : REM sleep, W : wake, SE : scaling exponent.

별 구성은 남자 7명, 여자 5명이었다. 대상자들의 수면다원 검사결과는 표 1에 제시되었다(표 1).

2. 탈경향변동분석 결과

야간수면다원검사서 얻어진 C3 채널의 축척지수는 1.33 ± 0.02 , O1 채널의 축척지수는 1.32 ± 0.09 였으며 1 내외의 값을 보였고 채널 별 차이는 통계적으로 유의한 수준이었다($p < 0.0001$).

수면단계에 따른 각 채널 별 축척지수의 평균치는 그림 2에 제시되었다. 축척지수는 수면단계별로 유의한 차이를 보였다($p < 0.000$)를 보였다(그림 2). 수면단계에 따른 축척지수를, 뇌파 채널(channel)을 고정효과(fixed effect)로 설정하

Table 2. Scaling exponents and patterns of temporal correlations

Scaling exponents (α)	Patterns of temporal correlation
$0 < \alpha < 0.5$	Power-law anti-correlation
$\alpha = 0.5$	White noise
$0.5 < \alpha < 1$	Long-range correlation
$\alpha = 1$	1/f noise
$\alpha = 1.5$	Brownian noise

여 선형혼합모형 분석을 시행하였고, 수면단계의 고정 효과가 유의하였고 수면단계가 각성, 1단계, 2단계 및 서파 수면으로 진행함에 따라 증가하는 양상을 보였으며 렘수면은 1단계 수면과 차이가 없었다(LMM ; $F=289.5$, Num df=4, Den df=44, $p < 0.0001$) (그림 2).

고 찰

본 연구에서는 정상인의 수면뇌파에 대한 탈경향변동분석 결과, 이들이 무축척변동(scale-free fluctuation)과 장기-시간적 관련성(long-range temporal correlation)을 보이며, 스스로 짜여진 고비성(self-organized criticality) 상태에 있음을 확인하였다. 또 축척지수의 뇌파 채널 별, 수면단계별 차이를 확인하였다.

본 연구에서 축척지수는 평균 1 내외의 값을 보였으며 이를 통해, 수면 뇌파에서 무축척변동(scale-free fluctuation)과 장기-시간적 관련성(long-range temporal correlation)을 가짐을 확인하였다. 또 뇌파에 자기유사성(self-similarity)가 존재함을 확인하였다. 축척지수(scaling exponent)는 한정된 길이의 시계열(time series)에서 장기-시간적 관련성(long-range correlation)을 특징짓는데 중요하다. 시계열의 통계적인 특징이 그것의 부분집합(subset)을 다시 축척(scale)하여 얻은 것에 대해 불변일 때 이를 자기유사성(self-similar)을 가진다고 하며, 이 두 시계열 사이에 동일한 통계적 특성이 나타난다는 것을 의미한다(13).

한 순간의 값이 이전 값과 관련을 가지지 않는 백색잡음(white noise)의 축척지수(scaling exponent)는 0.5이고, 해당 시계열이 1/f noise인 경우 그 값은 1이며, 백색잡음이 통합된 브라운잡음(Brownian noise)의 경우, 그 값은 1.5이고, 그 값이 0보다 크고 0.5보다 작은 경우, 누승법칙(power-law) 역상관(anti-correlation)이 존재하며 이 경우에는 큰 값 뒤에 작은 값이 따라 오거나 그 반대의 경우가 일어난다(7). 그 값이 0.5보다 크고 1.0 보다 작은 경우에 장기누승법칙(long-range power-law correlation)이 존재한다고 본다(표 2).

대부분의 계(界, system)는 불안정한 비선형 역학 시스템이며 복잡계는 자연계의 여러 영역에서 발견된다. 그러나 시간에 따라 변화하고 특히 매우 불규칙하고 비정상상태(non-stationary state)에 있는 생물학적 신호 특성에 대한 통계 분석은 매우 복잡하다.

장기누승법칙(long-range power law correlation)은 생리적인 시스템을 포함한 매우 다양한 시스템에서 발견된다. 임계지수(critical exponent)를 통해서 누승법칙(power-law correlation)을 정량화하는 것은 비선형 시스템을 이해하는데 유용한 정보를 줄 수 있다. 누승법칙을 정량화하는 쪽거리 축척지수(fractal scaling exponent)는 탈경향변동분석을 통해 가능하며 이 방법은 Peng 등에 의해서 개발된 것이며 특히 비정상상태(non-stationarity)를 보이는 경우에 더욱 유용하다(15).

이번 연구에서 나타난 것과 같은 무축척변동(scale-free fluctuation)은 매우 다양한 복잡계에서 관찰되며, 이에 대해 널리 받아들여지는 해석 중 하나가 Per Bak의 스스로 짜여진 고비성(self-organized criticality)이다(16).

스스로 짜여진 고비성(self-organized criticality)은 큰 시스템의 내부에서, 에너지들이 재분배를 거치면서 짧게 지속되는 돌발(bursts)의 교대를 통해서 에너지 축적이 일어나는, 국소적으로 비선형적 상호작용을 보이는 시스템에서 관찰된다. 이 시스템은 동조(tuning) 없이 임계상태(critical state)에 도달하게 되고, 시공간적 누승법칙과 무축척역학(spatial and temporal power laws correlations and scale-free dynamic)이 특징이다(16). 이 시스템의 임계 상태는 매우 강력하며(robust), 즉 해당 기전에 대한 매우 강력한 끌개 존재하며, 외부 방해에 대해 최적으로 반응한다(16).

스스로 짜여진 고비성(self-organized criticality)에 대해 몇몇 모델이 제안되었다. 본 연구에서처럼 뇌파를 대상으로 한 연구에서는 뉴런의 생물학적 속성 즉 재분극과 탈분극의 진동자(integrate-and-fire oscillator)로의 특성에 착안하여 이를 스스로 짜여진 고비성의 모델로 상정하며, 이 때 재분극은 에너지의 느린 축적과 관련되고, 탈분극(action potential)은 빠른 에너지의 재분배와 관련된다. 결과적으로, 서로 연결된 뉴런들의 큰 신경망은 스스로 짜여진 고비성(self-organized criticality)이 될 수 있다(17). 스스로 짜여진 고비성(self-organized criticality)에 대한 근거는 비단 생체 내 신경망에서만 아니라 시험관적으로 배양된 신경망에서도 발견된다(17,18). 뇌자기 촬영도(magneto-encephalogram, MEG)에 대한 몇몇 연구에서도 뇌의 신경망이 거시적인 수준에서 스스로 짜여진 고비성(self-organized criticality)를 보인다는 것을 증명하였다(19,20).

알츠하이머형 치매 환자와 대조군을 대상으로 연구에서는, 무축척역학(scale-free dynamics)이 두 군 모두에서 출현하므로, 스스로 짜여진 고비성(self-organized criticality)은 정상 혹은 비정상 뇌 상태 모두를 설명하는 것으로 보며, 치매가 신경전달물질이나 신경손실을 가진다는 점을 감안한다면, 스스로 짜여진 고비성 상태는 지속적이며, 보편적인 현상으로 생각된다(21). 이 연구에서 알츠하이머형 치매 환자에서 축척지수의 값이 대조군에 비해 낮은 것으로 나타났고 이는 알츠하이머형 치매에서 나타나는 인지 기능의 융통성(flexibility)과 처리 속도 저하로 나타난 것이라 해석된다(21).

본 연구에서는 야간수면다원검사 뇌파 분석을 통하여 뇌파의 무축척역학, 장기-시간적 관련성 및 자기유사성을 확인하였다. 입면 과정 자체는 뇌파의 동기화가 증가되어가는 과정이다. 뇌에서 일어나는 동기화(synchronization)와 탈동기화(desynchronization)과정은 “스스로 짜여진 고비성(self-organized criticality)”에 의한 것이라고 해석하는 관점이 있다(16). 이런 견지에서 볼 때 뇌파가 가장 탈동기화 되어 있는 각성 상태에서 뇌파의 동기화가 일어나기 시작하는 입면 및 초기 얇은 수면으로의 진행은 탈동기화-동기화가 일어나는 과정이며, “스스로 짜여진 고비성(self-organized criticality)”이 출현하는 과정이라고 볼 수 있다.

본 연구에서는 야간수면다원검사 전체 데이터 분석을 통해 무축척변동, 장기-시간적 관련성 및 스스로 짜여진 고비성(self-organized criticality)를 확인하였고 이는 수면뇌파를 탈경향변동분석 한 기존 연구와 일치되는 소견이다(7).

야간수면다원검사 결과 축척지수는 채널 별로는 차이를 보였다. 수면다원검사의 각 수면단계 별 축척지수는 각성 상태에서 가장 낮았고 1단계, 2단계, 서파 수면 순서로 증가하였으며, 램수면과 1단계 수면은 서로 구별되지 않았다(그림 2). 각성에서 수면으로 진행함에 따라 뇌파의 동기화가 증가하고 그것이 축척지수에 반영되었다. 향후 축척지수는 수면뇌파 분석만을 통해서도 수면단계를 판정하는데 사용할 수 있을 것으로 생각된다.

본 연구에서는, 7.5시간 동안의 야간수면다원검사서 얻어진 뇌파 전체에 대해 탈경향변동분석을 시도하였다. 이는 수면 무호흡증 환자와 임상적 상황이 잘 통제되지 않은 6명의 대조군을 대상으로 한 기존 연구와 유사하지만(7), 본 연구에서는 임상적으로 여러 변인들이 통제된 대조군 12명을 대상으로 탈경향변동분석을 시도하였고, 뇌파의 무축척역학(scale-free dynamic), 장기-시간적 관련성(long-range temporal correlation), 자기유사성(self-similarity) 및 스스로 짜여진 고비성(self-organized criticality) 등을 확인하였다는데 그 의의가 있다. 향후 탈경향변동분석법이 다양한 임상적,

실험적 상황에 적용될 수 있는 기반을 마련했다는 데 의의가 있다.

요 약

목 적 : 뇌파의 비선형적 특성을 연구하는 방법으로 탈경향변동분석이 사용되고 있다. 본 연구에서는 정상인 수면 뇌파에 탈경향변동분석을 적용하여 수면뇌파의 비선형적 특성, 채널 별 차이, 수면단계별 차이를 규명하고자 하였다.

방 법 : 정상인 12명(23.8±2.5세, 남 : 여=7 : 5)를 대상으로 야간수면다원검사를 시행하였다. 수면다원검사를 통해 얻어진 뇌파를 채널 별, 수면단계별로 나누어 탈경향변동분석 시행 후 여기서 얻어진 축척지수(scaling exponent)를 선형혼합모형 분석을 통해 비교하였다.

결 과 : 정상인 수면다원검사에서 얻어진 뇌파의 축척지수는 1 내외의 값을 보여 장기-시간적연관성, 자기유사성을 보였다. C3 채널의 축척지수가 O1 채널의 축척지수보다 높은 값을 보였다. 수면단계가 진행함에 따라 축척지수는 증가하였으며, 1단계 수면과 렘수면은 축척지수는 통계적 차이를 보이지 않았다.

결 론 : 정상인 수면 뇌파는 탈경향변동분석에서 무축척요동(scale-free fluctuation), 장기-시간적 관련성(long-range temporal correlation), 자기유사성(self-similarity) 및 스스로 짜여진 고비성(self-organized criticality) 등의 비선형적 특성을 보였다. 탈경향변동분석에서 얻어진 축척지수는 뇌파 채널 별, 수면단계별 차이를 보여 수면 뇌파를 연구하는 중요한 도구로 사용될 수 있다.

중심 단어 : 탈경향변동분석 · 수면뇌파 · 비선형 분석.

REFERENCES

1. Micheloyannis S, Stam CJ, Fountoulakis E, Bourkas M, Arvanitis S, Papanikolaou E. Use of non-linear EEG analysis to study abnormal brain dynamics in deaf human subjects. *Neurosci Lett*. 1998;249:167-171
2. Babloyantz A, Salazar JM, Nicolis C. Evidence of chaotic dynamics of brain activity during the sleep cycle. *Phys Lett A* 1985;111:152-156
3. Babloyantz A. Evidence for slow brain waves: a dynamical approach.

- Electroencephalogr Clin Neurophysiol 1991;78:402-405
4. Fell J, Roschke J, Beckmann P. Deterministic chaos and the first positive Lyapunov exponent: a nonlinear analysis of the human electroencephalogram during sleep. *Biol Cybern* 1993;69:139-146
5. Roschke J, Aldenhoff JB. A nonlinear approach to brain function: deterministic chaos and sleep EEG. *Sleep* 1992;15:95-101
6. Shen Y, Olbrich E, Achermann P, Meier PF. Dimensional complexity and spectral properties of the human sleep EEG. *Electroencephalograms*. *Clin Neurophysiol* 2003;114:199-209
7. Lee JM, Kim DJ, Kim IY, Suk Park K, Kim SI. Nonlinear-analysis of human sleep EEG using detrended fluctuation analysis. *Med Eng Phys* 2004;26:773-776
8. Peng CK, Havlin S, Stanley HE, Goldberger AL. Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series. *Chaos* 1995;5:82-87
9. Klem GH, Luders HO, Jasper HH, Elger C. The ten-twenty electrode system of the International Federation. *The International Federation of Clinical Neurophysiology*. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol Suppl* 1999;52:3-6
10. Rechtschaffen A, Kales A. *Manual of Standard Terminology, Technique and Scoring System for Sleep Stages of Human Subjects* Los Angeles: Brain Information Service/Brain Research Institute, UCLA: 1968.
11. Kantz H, Schreiber T. *Nonlinear Time Series Analysis*. 2nd ed London: Cambridge press:2004. p.100-102
12. Peng CK, Buldyrev SV, Havlin S, Simons M, Stanley HE, Goldberger AL. On the mosaic of organization of DNA sequences. *Phys Rev E* 1994;49:49-55
13. Peng CK, Buldyrev SV, Goldberger AL, Havlin S, Simons M, Stanley HE. Finite-size effects on long-range correlations: Implications for analyzing DNA sequences. *Physical Review Letters* 1993;47:3730-3733
14. Nunes LA, Baekgaard K. Self-organized criticality in a rice-pile model. *Physical Review. E. Statistical Physics, Plasmas, Fluids, and Related Interdisciplinary Topics* 1996;54:4512-4515
15. Hwa RC, Ferree TC. Scaling properties of fluctuations in the human electroencephalogram. *Phys Rev E Stat Nonlin Soft Matter Phys* 2002;66:21901-21907
16. Bak P, Tang C, Wiesenfeld K. Self-organized criticality. *Physical Review A* 1988;38:364-374
17. Corral A, Perez CJ, Diaz-Guilera A, Arenas A. Self-organized criticality and synchronization in a lattice model of integrate-and-fire oscillators. *Physical Review Letters* 1995;74:118-121
18. Beggs JM, Plenz D. Neuronal avalanches in neocortical circuits. *J Neurosci* 2003;23:11167-11177
19. Linkenkaer-Hansen K, Nikouline VV, Palva JM, Ilmoniemi RJ. Long-range temporal correlations and scaling behavior in human brain oscillations. *J Neurosci* 2001;21:1370-1377
20. Nikulin VV, Brismar T. Long-range temporal correlations in alpha and beta oscillations: effect of arousal level and test-retest reliability. *Clin Neurophysiol* 2004;115:1896-1908
21. Stam CJ, Montez T, Jones BF, et al. Disturbed fluctuations of resting state EEG synchronization in Alzheimer's disease. *Clin Neurophysiol* 2005;116:708-715