KISEP Original Articles

Sleep Medicine and Psychophysiology
수면 · 정신생리 6(1): 52-60, 1999

뇌파의 비선형 분석을 위한 신호추출조건 및 계산 알고리즘

A Proposed Algorithm and Sampling Conditions for Nonlinear Analysis of EEG

신철진[1] · 이광호[2] · 최성구[3] · 윤인영[4]

Chul-Jin Shin,[1] Kwang-Ho Lee,[2] Sung-Ku Choi[3] and In-Young Yoon,[4]

ABSTRACT

Objectives: With the object of finding the appropriate conditions and algorithms for dimensional analysis of human EEG, we calculated correlation dimensions in the various condition of sampling rate and data aquisition time and improved the computation algorithm by taking advantage of bit operation instead of log operation.

Methods: EEG signals from 13 scalp lead of a man were digitized with A-D converter under the condition of 12 bit resolution and 1000 Hertz of sampling rate during 32 seconds. From the original data, we made 15 time series data which have different sampling rate of 62.5, 125, 250, 500, 1000 hertz and data acqusition time of 10, 20, 30 second, respectively. New algorithm to shorten the calculation time using bit operation and the Least Trimmed Squares(LTS) estimator to get the optimal slope was applied to these data.

Results: The values of the correlation dimension showed the increasing pattern as the data acquisition time becomes longer. The data with sampling rate of 62.5 Hz showed the highest value of correlation dimension regardless of sampling time but the correlation dimension at other sampling rates revealed similar values. The computation with bit operation instead of log operation had a statistically significant effect of shortening of calculation time and LTS method estimated more stably the slope of correlation dimension than the Least Squares estimator.

Conclusion: The bit operation and LTS methods were successfully utilized to time-saving and efficient calculation of correlation dimension. In addition, time series of 20-sec length with sampling rate of 125 Hz was adequate to estimate the dimensional complexity of human EEG. **Sleep Medicine and Psychophysiology 1999 ; 6(1) : 52-60**

Key words: EEG · Nonlinear analysis · Correlation dimension · Algorithm · LTS.

서　론

1963년 Edward Lorenz(1)는 비선형 방정식의 고유한 성질로 인한 해의 비주기성과 초기 조건의 민감성을 발표하였지만 주목을 받지 못하다가 80년대 들어서 컴퓨터 공학의 발달로 인해 계(system)의 행동을 시각적으로 보여줄 수 있게 되었으며, 새로운 수학의 발달에 힘입어 혼돈이론이란, 다소 모순적인 용어로 언급되는 비선형 동역학이 과학 각 분야 연구자들의 주목을 받게 되었다(2). 현재까지 알려진 대부분의 계가 비선형적인 혼돈계(chaotic system)라는 것이 알려지면서(3) 이 계의 특징적인 현상에 대해서도 밝혀졌다(4). 혼돈계는 결정론적인 법칙에 따르면서도 그 계에 내재된 비선형성의 작용으로 인하여 계의 행동이 매우 복잡하고 불규칙적이며 불안정하여서 미래의 상태를 알 수 없는 비예측성을 지닌다(5). 또 초기조건의 극미한 차이가 시간에 따라 기하급수적으로 증폭되기 때문에 초기조건에 민감한 특성도 보인다(6). 그러면서도 여전히 결정론적인 법칙에 따르기 때문에 이 계가 보이는 혼돈스런 양상을 결정론적 혼돈(deterministic chaos)이라고 한다. 혼돈계의 성질과 이를 정량화할

[1]충북대학교 의과대학 신경정신과학교실
Department of Neuropsychiatry, College of Medicine, Chungbuk National University, Cheongju, Korea
[2]목포대학교 공과대학 컴퓨터공학교육과
Department of Computer Engineering Education, College of Engineering, Mokpo National University, Muan, Korea
[3]축령복음병원
Chuk-Ryung Mental Hospital, Namyangju, Korea
[4]용인정신병원
Yong-In Mental Hospital, Yongin, Korea
Corresponding author: Chul-Jin Shin, Department of Neuropsychiatry, Chungbuk National University Hospital, Kaesin 62, Cheongju, Chungbuk, 361-711, Korea
Tel: 0431) 269-6183, Fax: 0431) 267-7951
E-mail: cjshin@med.chungbuk.ac.kr

수 있는 수학적 기법들이 고안됨에 따라서 그동안 명백히 비선형적인 분석을 하여야 함에도 불구하고 분석 도구의 미비, 이론의 부재, 자료를 다루는데 있어서의 용이성 등의 이유로 선형적 근사치를 적용해 왔던 각종 분야에 큰 반향을 불러 일으켰다.

이는 의학 분야에서도 예외는 아니어서 70년대 중반에 이미 생리적 신호에 대한 혼돈이론적 분석(7)이 시작되었다. 1980년대 이후 각종 생체신호 분석에 혼돈이론을 적용하려는 시도가 활발했는데(8) 정신 및 신경과학 분야에서도 인간의 뇌파 신호를 대상으로 한 연구가 시도되었다(9). 뇌파에 대한 혼돈이론적 분석의 입장은 종래에 정설로 받아들여졌던 뇌파에 대한 가설을 인정하지 않는 것이었다. 즉 뇌파의 상당부분은 잡음신호라는 것으로 이런 가설은 유발전위 기법의 기초가 되었다(8). 그러나 혼돈이론적 접근에서는 모든 신호는 계의 상태를 반영하는 의미있는 정보라고 보며, 기존의 선형적인 분석의 한계를 극복하고 뇌파신호에 담겨져 있는 아직까지 밝혀져 있지 않은 새로운 정보를 얻고자 시도하였다. 이런 연구가 가능하게 된 배경에는 여러 가지 증거를 통해 볼 때 뇌파신호가 아직은 밝혀지지 않은 방정식에 따르는 결정론적 혼돈(deterministic chaos)의 예라는 것을 보여주고 있기 때문이다. 뇌파가 결정론적 혼돈을 따른다는 그동안에 밝혀진 증거가 있다. 첫째로, 파워 스펙트럼에서 백색잡음(white noise)은 주파수 영역에 관계없이 파워가 일정한 반면 뇌파는 주파수가 증가할수록 파워가 감소하는 1/f 양상을 보인다(10). 둘째로는 혼돈신호의 시계열 자료를 위상공간상에 재구성하면 일정구역 내에 제한되는 양상을 보이면서도 각각의 궤도가 전혀 겹치지 않는 기이한 끌개(strange attractor) 형태를 보이는데(5) 뇌파의 시계열 자료를 위상공간상에 재구성해 보아도 역시 이와 유사한 양상을 보인다(10). 셋째로 혼돈계는 초기조건에 민감한 계의 행동을 보이는데(5), 시각 자극을 통한 유발전위 실험에서 뇌파도 초기조건에 민감함을 보고하고 있다(11). 넷째, 혼돈계의 특징중 하나로 지적되는 상관차원 계산에서 뇌파신호는 매립차원(embedding dimension)을 증가시킬때, 비정수(non-integer) 값에서 포화(saturation)되는 양상을 보인다는 것이다(12). 따라서 뇌파의 시계열 자료도 결정론적 혼돈의 특성을 따른다고 말할 수 있다.

비선형적인 방법을 이용하며 뇌파와 같은 혼돈계를 정량화 할 수 있는 방법은 여러 가지가 있지만 주로 이용되는 것은 두 가지가 있다. 하나는 그 계가 가지고 있는 차원적 복잡성을 수치화하는 방법이고 다른 하나는 초기 조건의 민감성을 나타내는 리아프노프 지수를 계산하는 것이다. 차원분석을 하기 위한 알고리듬도 여러 가지가 발표되었다. 그 중에서 고차원적 계의 분석에 이용되는 대표적인 것이 Grassberger와 Procaccia가 제안한 상관차원(correlation dimension)이다(13). 뇌파의 상관차원 분석은 그 효시가 되었던 1985년 Babloyantz 등의 연구(14) 이후로 많이 행하여지고 있는데, 수면같은 각종 생리적인 상태나 치매, 간질, 크로이츠펠트-야콥 질병, 정신분열병 같은 신경계 및 정신질환을 앓고 있는 환자들을 대상으로 시도되었다(15-23). 국내의 경우 의학관련분야에서 혼돈이론을 적용한 연구들이 드물기는 하지만 생체신호분석에 비선형적 방법을 이용한 논문들이 있었고(24,25), 정신과학 분야에서는 저자 등에 의하여 이미 혼돈이론이 정신분열병 환자의 뇌파분석에 응용될 가능성을 타진해 본 바가 있다(26-28).

그러나 이러한 생체신호를 비선형적 방법으로 연구하는 것의 여러 제한점중 하나가 신호분석의 방법이 매우 다양하고 실험의 조건이 표준화가 되어있지 않아서 그동안 발표된 연구들간의 결과들을 서로 비교하기가 어렵다는 것이다. 상관차원을 계산하는 알고리듬에 있어서도 Grassberger-Procassia의 방법 이외에도 Average-pointwise method, Takens-Ellner method 등이 있으며(29), 같은 알고리듬을 사용한 경우라 하더라도 뇌파신호추출빈도, 뇌파신호를 획득한 시간, 분석에 사용한 시계열 자료의 길이, 신호의 해상도, 잡음제거 방법 등 여러 가지 조건에 있어서 같은 논문을 찾기가 쉽지 않을 정도로 다양하다. 이러한 방법론상의 다양성은 자료의 비교 분석을 방해함으로써 이 새로운 분야의 발전을 저해하는 요인이 되고 있다. 또한 막대한 계산량으로 인한 전산기기의 과부하로 말미암아 대량의 환자자료분석을 위해서는 많은 시간을 소모해야 하는 것도 저해요인이다. 따라서 현재 가장 많이 실시되고 있는 뇌파분석에 한해서라도 표준화된 실험조건과 분석방법의 정립이 시급한 과제이다.

이런 배경하에서 본 연구는 임상 뇌파의 비선형적인 분석시, 분석시간을 단축시킬 수 있는 방법과 보다 정확한 상관차원을 얻기 위한 새로운 알고리즘을 적용하고자 하였다. 아울러 뇌파신호 분석에 적절한 신호획득 조건을 결정하기 위한 방법을 제시하고자, 여러 상이한 실험조건에서 상관차원을 계산하였으며, 여기서 얻은 결과를 이용하여 각 실험실마다 공통적으로 적용할 수 있는 표준화된 실험 조건을 제시하고자 하였다.

연구방법 및 대상

1. 뇌파검사환경

연구대상은 충북대학교 병원 뇌파검사실에서 획득된 임의의 일인 뇌파이다. NIHON KODEN사의 4421 K 뇌파기계

를 사용하여 13개의 전극에서 뇌파 신호를 얻었다. 전극은 Ag-AgCl 전극을 사용하였으며 전극의 부착은 국제 10 20 전극체계(44)에 따라 NEC사의 전극용 풀(elect-rode paste)을 사용하여 두피에 부착하였다. 본 연구에서는 F3, F4, C3, C4, P3, P4, O1, O2, T3, T4, FZ, CZ, PZ의 전극만을 이용하였다. 기준전극은 A1, A2를 사용하였고 접지전극은 미간에 부착하였다. 저역차단여과(low cut filter)는 사용하지 않았으며 고역차단여과(high cut filter)는 30 Hz에 놓았다. 뇌파기계에서 나오는 아날로그 신호를 A/D converter를 이용하여 12 bit의 해상도에서 초당 1000회(1000 Hz)로 32초간 디지탈화하였다. 디지탈화된 신호는 개인용 컴퓨터 자료화하였다.

2. 신호획득 조건

여러 가지의 신호획득 조건에 따라 상관차원의 변화가 어떻게 나타나는지를 알아보고자 시행되었다.

1) 시계열 자료의 생산

뇌파자료는 32000개의 숫자로 이루어진 시계열 자료 13개로 이루어 졌다. 시계열 자료처리의 최적 조건을 알아보기 위하여 상기의 시계열 자료를 10, 20, 30초의 3가지 시간단위로 나누고 이렇게 나누어진 시계열 자료를 다시 1000 Hz, 500 Hz, 250 Hz, 125 Hz, 62.5 Hz의 5가지 조건으로 나누어 각각의 전극마다 총 15개의 시계열 자료를 만들었다.

2) 끌개의 재구성

디지털화된 뇌파의 자료는 전압을 나타내는 수치의 나열로 이루어져 있다. 만약 n개의 수치로 이루어져 있다면 다음과 같은 수식으로 표현할 수 있을 것이다.

$$\nu(n)=\{\nu(1),\ \nu(2),\ \nu(3),\cdots\cdots\ \nu(n)\} \quad (1)$$

여기서 ν는 전압을 나타내는 개개의 수치가 된다. 뇌파의 자료가 고차원적인 카오스계라면 이러한 수치는 어떤 주어진 시간에서의 뇌파의 완전한 상태 벡터(full state vector)가 일차원에 투영된 것이다. 따라서 끌개의 재구성 과정을 통한 상관차원의 계산은 이러한 투영된 자료를 이용하여 뇌파자료의 실 차원(real dimension)을 역 추적하는 과정이다. 이를 위한 위상공간 재구성은 타켄스(Takens)의 매립정리(30)를 통하여 원래의 상태벡터를 재구성할 수 있다. 이는 1차원 신호를 V(n)이라 하고 새로운 d-차원 신호를 X(k)라고 하면 다음과 같이 재구성 된다.

$$X(k)=\{\chi(1),\ \chi(2),\ \chi(3),\cdots\cdots\ \chi(k)\} \quad (2)$$

여기서 X(k)의 각 원소는 다음과 같이 정의된다.

$$\chi(1)=[\nu(1),\ \nu(1+\tau),\ \nu(1+2\tau),\cdots\cdots\ \nu\{1+(d-1)\tau\}] \quad (3)$$
$$\chi(2)=[\nu(2),\ \nu 2+\tau],\ \nu(2+2\tau),\ \cdots\cdots\ \nu\{2+(d-1)\tau\}]$$
$$x(3)=[\nu(3),\ \nu 3+\tau],\ \nu(3+2\tau),\cdots\cdots\ \nu\{3+(d-1)\tau\}]$$
$$\cdot$$
$$\cdot$$
$$\cdot$$
$$\chi(k)=[\nu(k),\ \nu(k+\tau),\ \nu(k+2\tau),\ \cdots\cdots\ \nu\{k+(d-1)\tau\}]$$

여기서 d는 매립차원이며 신호를 해석하기 위한 기저공간의 차원을 말한다. k는 d차원의 재구성된 벡터의 개수로, 만약 최초에는 n개의 1차원 수치자료가 있다면 그 관계는 k=n-(d-1)가 성립된다. τ는 하나의 d차원 데이터를 구성하는 1차원 신호들 간의 시간간격을 의미한다. 만약 이 값을 너무 작게 정하면 X(k)을 구성하는 d개의 1차원 신호들이 시간적으로 지나치게 가까워서 서로간의 상관도가 크므로, 재구성되는 다차원 신호는 d차원 공간 상에서 대각선 방향으로 놓이게 되어, 이와 같이 재구성된 d차원 위상공간 상에서는 매우 작은 차원의 추정치가 얻어진다. 이와 반대로 이 값이 클 때는 d차원 데이터를 구성하는 요소들의 상관도가 급격히 작아지므로, 상관성을 이용한 계산은 그 의미를 잃게 된다. 본 연구에서는 상호정보(mutual information) 값이 첫 번째 최저가 되는 시간으로 정했다.

3) 상관 차원의 계산

상기와 같이 재구성된 벡터를 사용하여 계산한 상관차원(D_2) 값은 다음의 수식에 의하였다.

$$D_2 = \lim_{r\to 0} \log [C(r)] \,/\, \log(r) \quad (4)$$

여기서 C(r) 은 상관적분(correlation integral)이라 불리며 다음과 같이 계산된다.

$$C(r) = (1/Np) \sum_{i=1}^{k} \sum_{i=(i+1)}^{k} H(r-|X(i)-X(j)|) \quad (5)$$

여기서 D_2는 상관차원 값을 나타내며 r은 임의의 거리 값이며 *Np*는 *k(k-1)/2*로 표현될 수 있는 재구성된 벡터들 사이에서 임의로 두 개의 점을 뽑을 수 있는 개수이다. *X(i), X(j)*는 끌개의 재구성에서 설명되었던 재구성된 벡터들이며 H는 계단함수로(Heaviside function), *X(i)-X(j)*값이 임의의 거리 값 r보다 크거나 같으면 1을 내주고 작으면 0을 내주는 함수이다. 따라서 상관적분은 임의의 두 점 *X(i), X(j)*사이의 거리가 r 보다 작을 확률을 의미한다.

D_2는 logC(r)/log(r) 이 직선을 이루는 구간에서의 기울기이며 매립차원을 증가시켜가면서 D_2를 구하면서 포화되는 값을 최종값으로 한다. 본 연구에서는 계산 시간을 단축하기 위하여 매립차원을 일률적으로 25로 하였다.

4) 자료분석

이와 같이 구한 상관차원 값을 가지고 3가지의 신호획득시간과 5가지의 신호추출빈도를 개체내 요인으로하는 13개의 개체를 가진 반복측정 분산분석을 시행하여 신호획득시간 및 신호추출빈도의 요인이 상관차원에 대하여 미치는 영향을 알아보았다.

3. 알고리즘 개선으로 인한 시간 단축

1) 계산 알고리즘 개선

프랙탈 차원 추정을 하기 위해서는 두 개의 d차원 데이터 $\chi(i)$와 $\chi(j)$간의 거리 r을 구하는 과정이 포함되어 있다. 거리를 구하기 위한 $|x(i)-x(j)|$의 제곱은 다음과 같이 표현된다.

$$r^2=|\chi(i)-\chi(j)|^2=[\nu(i)-\nu(j)]^2+[\nu(i+\tau)-\nu(j+\tau)]^2+\cdots+[\nu\{i+(d-1)\tau\}-\nu\{j+(d-1)\tau\}]^2 \quad (6)$$

따라서, log(r)은 (6) 식의 우변에 로그를 취한 값의 1/2이다. 위상공간 재구성에 의해 k 개의 d-차원 데이터가 생성되었을 때, log(r) 거리 계산이 필요한 횟수는 $_kC_2=k(k-1)/2$이므로, 5,000개의 d-차원 시계열 데이터로부터는 천만번 이상의 거리계산, 즉 로그 연산이 필요하다. 그러므로 이 과정의 계산시간 단축이 전체 수행시간의 단축에 필수적이다. 계산시간을 단축을 위하여, 로그연산을 비트 연산으로 바꿈으로써 계산시간을 1/5로 단축시켰다. 이는 컴퓨터에서 실수를 저장하는 변수는 8바이트 크기의 배정도(dou-ble precision floating-point number)로 선언되는데, 배정도 실수가 1비트의 부호 비트, 11 비트의 지수(exponent), 그리고 52 비트의 가수(mantissa)로 구성된 점에 착안하여, 지수부분을 비트 연산에 의해 추출함으로써 로그연산의 필요성을 제거하였다. 둘째, $_kC_2$번의 거리 계산을 할 때 두개의 d-차원 데이터를 짝짓는 순서를 바꿈으로써 약 d배의 계산속도 향상을 이루었다. 이것이 가능한 이유는 다음과 같다. 두개의 d 차원 데이터를 각각 $\chi(i)$과 $\chi(j)$이라 하자. 그리고 이 한 쌍의 d 차원 데이터 간의 거리의 제곱을 l2라고 하자. 그러면 $\chi(i+t)$와 $\chi(j+t)$간의 거리의 제곱 l^{2e}은 다음과 같이 구해진다.

$$l^2=l^2-[\nu(i)-\nu(j)]^2+[\nu(i+\tau d)-\nu(j+\tau d)]^2 \quad (7)$$

따라서, l2을 알고 있는 상황에서는(7) 식의 우변에서 첫째항과 둘째항은 l^2의 계산과정에서 이미 계산이 되어 있기 때문에 l^2을 구하는데 추가되는 연산은 덧셈 3회 및 곱셈 1회이며 이 연산량은 매립차원 d 에 무관한 양이다. 반면에, 이와 같은 계산상의 순서를 고려를 하지 않은 기존의 방식으로 계산했을 때 덧셈(2×d-1)회 및 곱셈 d회가 필요하므로 매립차원에 비례하여 계산량이 증가한다는 사실을 고려한다면, 이와 같은 계산 방식은 계산량을 최대 d배까지 단축하는 결과를 가져온다. 알고리즘의 구현 과정에서는 매 순환루프에서 초기의 두 d차원 데이터들 간의 거리(l2)계산을 위한 초기준비(bootstrap) 과정이 필요하므로 실제의 계산속도 증가는 d배 보다 약간 작아진다. 결국, 이와 같은 두 가지 착안을 구현에 고려함으로써 기존의 Grassberger-Procaccia 방식보다 약 5×d 배의 계산시간의 단축효과를 얻을 수 있다. 즉, 매립 차원의 크기가 큰 경우일수록 계산에 소요되는 시간상의 이득은 상대적으로 더 커진다.

2) 시간단축 효과의 측정

개선 전의 알고리즘과 개선 후의 알고리즘을 사용하여 125 Hz로 20초간 추출한 뇌파신호 13개를 가지고 상관차원을 계산하는데 소요되는 시간을 각각 측정하여 t-test로 비교하였다.

4. 프랙탈 차원 추정 정확도의 개선

1) 최소절단자승기법의 적용

그림 1은 식 (4)에 의한 프랙탈 차원을 구하기 위하여 $\log_2[C(l)]$과 $\log_2[l]$의 관계를 보인 것이다. 이 그래프에서 보면 (식) 5에 의한 로그-로그 그래프가 이상적인(ideal) 직선 형태를 보이고 있지 않음을 알 수 있다. 따라서 이와 같은 상황에서 직선의 기울기를 구하는 문제는 그래프의 어느 부분으로부터 기울기를 산출하는가에 따라 그 추정치의 변동이 매우 크다. 뇌파의 프랙탈 차원을 정확하게 추정해내는 것은 그 정보가 의학 및 그 밖의 응용분야에의 적용의 타당성과 관련되는 문제이기도 하므로 추정치의 정확도는 매우 중요하다. 그러나 구현된 실험결과에 따르면 데이터로 사용된 10종 이상의 뇌파 신호뿐 아니라 이상적인 혼돈 신호들에 대해서도 이상적인 직선을 보이는 로그-로그 그래프는 발견되지 않았다.

지금까지의 여러 연구진들도 이와 같은 사실을 보고하여 왔으나, 이와 같은 상황에서의 직선의 기울기를 구하는 방식이 연구자들마다 각기 다르고 시행착오를 통한 문제 해결적인 면이 많았다. 본 논문에서는 프랙탈 차원의 추정치에 대한 정확도를 높이는 측면에서 기존에 가장 많이 적용된 최소자승추정(LS ; Least Square estimator) 외에 최소절단자승추정(LTS; Least Trimmed Squares estimator)을 적용하였다(31).

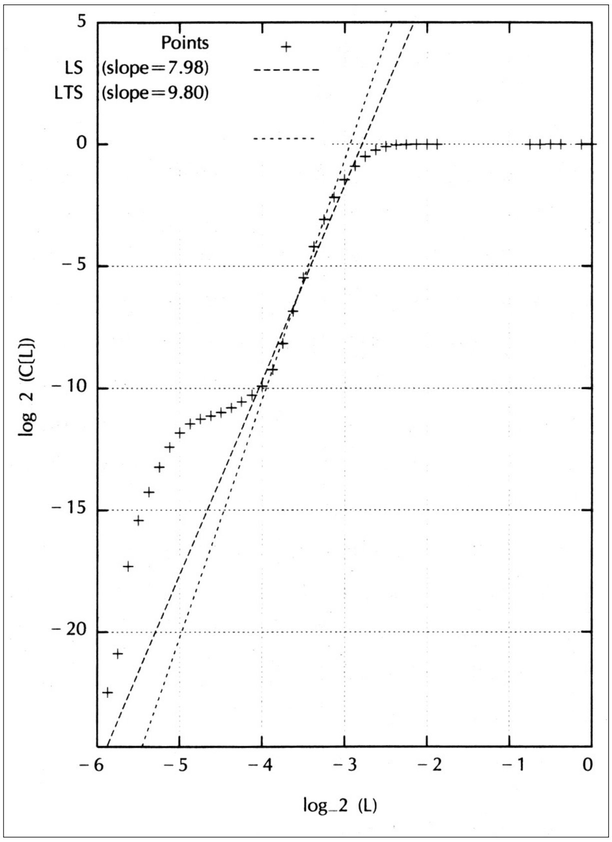

Fig. 1. The graph plotting logC(r) vs. log(r). Tangential line represents correlation dimension. The slope of this line greatly depends on the arbitary section of logC(r) where the calculation of least square is applied.

최소절단자승 추정기법은 다음 식을 만족하는 회귀 방법이다.

$$\min\sum_{i=1}^{h}(r^2)_{i:n} \qquad (8)$$

여기에서 $(r^2)_{1:n} \le \cdots \le (r^2)_{n:n}$은 정렬된 잔차제곱이며 $h=[n/2]+1$를 사용하였다. 식(5)는 값이 큰 잔차제곱들이 합산에 사용되지 않는다는 점만 제외하면 최소자승추정과 같으며, 큰 잔차들이 회귀식에 기여하지 않는다는 점이 로그-로그 그래프에서 직선에서 많이 벗어난 곡선 부분을 무시하는 방향으로 기울기를 찾아내는 원리이다.

2) 최소절단자승추정과 최소자승추정의 비교

125 Hz에서 20초간 추출된 13개의 시계열 자료들을 대상으로 상관차원을 추정하기 위한 $log_2[C(l)]$값의 범위를 -3부터 -7까지의 좁은 범위와 -1부터 -9까지의 넓은 범위로 변화시키면서 최소절단자승추정과 최소자승추정을 사용하여 평가된 상관차원이 안정되게 유지되는가를 살펴보았다. 통계처리는 상관차원의 변화량을 대상으로 두 집단간에 t-test를 실시하였다.

Table 1. The length of time series(number of points)

Sampling rate	Data acquisition time		
	10 sec	20 sec	30 sec
62.5 Hz	625	1,250	1,875
125 Hz	1250	2,500	3,750
250 Hz	2500	5,000	7,500
500 Hz	5000	10,000	15,000
1000 Hz	10000	20,000	30,000

Table 2. The correlation dimensions of the time series(Mean±S.D, N=13)

Sampling rate	Data acquisition time		
	10 sec	20 sec	30 sec
62.5 Hz	11.7±1.9	11.8±1.9	12.3±2.3
125 Hz	8.7±1.1	9.4±1.1	10.0±1.3
250 Hz	9.1±1.0	9.2±1.1	9.8±1.3
500 Hz	9.0±0.9	8.9±1.0	9.6±1.2
1000 Hz	9.0±1.1	8.8±1.1	9.6±1.3

결 과

1. 각 조건에서의 시계열 크기

각 조건하에서 시계열의 크기는 신호추출빈도와 신호획득시간의 곱으로 정해지며, 최소 625개에서 최대 30000개의 숫자 나열로 이루어졌다(표 1).

2. 각 시계열의 상관차원 값

신호추출빈도와 신호획득시간에 따른 각 조건에서의 상관차원의 평균 값은 표 2와 같다.

3. 신호획득시간에 따른 상관차원의 변화

신호획득시간에 따른 상관차원의 변화는 그림 2와 같다. 전체적으로 신호 추출 시간이 증가함에 따라 상관 차원 값도 증가하는 양상을 보였으며(Repeated measure ANOVA, effect of data length $p<0.05$), 10초와 20초의 신호획득시간에서는 차이가 크지 않았으나 30초동안 획득된 자료에서는 통계적으로 유의하게 높은 상관차원값을 나타내었다(Repeated measure ANOVA, within subject contrast, 30 sec vs. 10 or 20 sec, $p<0.05$).

4. 신호추출빈도에 따른 상관차원의 변화

신호추출빈도에 따른 상관차원의 변화는 그림 3와 같다. 신호추출빈도가 62.5 Hz때는 모든 신호획득시간에 관계없이 상관차원이 높게 나타났다(Repeated measure ANOVA,

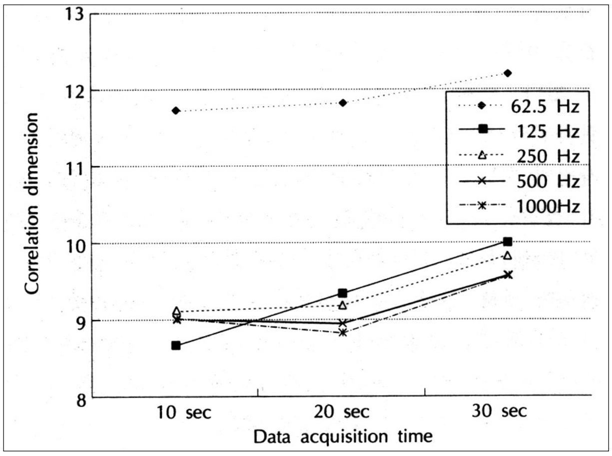

Fig. 2. The correlation dimension vs data acquisition time : The dimension tends to increase according as the length of time series becomes longer. Repeated measure ANOVA shows the significant effect of data acquisition time with p<0.05.

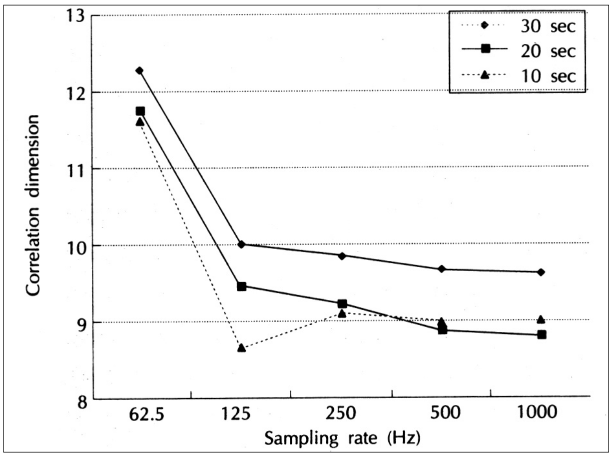

Fig. 3. The correlation dimension vs sampling rate : The dimension increase significantly at 62.5 Hz.
Repeated measure ANOVA shows the significant effect of sampling rate with p<0.01.

effect of the sampling rate $p<0.01$, within subject contrasts, 62.5 Hz vs. others, $p<0.01$).

5. **최소자승 추정과 최소절단자승 추정의 비교**(그림 4)

최소자승추정과 최소절단자승추정에 의하여 계산된 상관차원 값을 비교하여 본바 최소자승추정에 의하면 LogC(r)이 좁은 구간에서 넓은 구간으로 변화함에 따라 평균 상관차원 값이 9.45±1.15에서 8.55±0.90로 크게 낮아졌으며 최소절단자승 추정에 의한 값은 9.68±1.30에서 9.87±1.17로 상대적으로 안정된 값을 유지하였다. 이러한 차이는 통계적으로 유의한 차이를 나타내었다(t-test, $p<0.01$).

6. **시간단축 효과**(그림 5)

로그 연산시는 125 Hz, 20초간의 시계열 자료 13개를 계

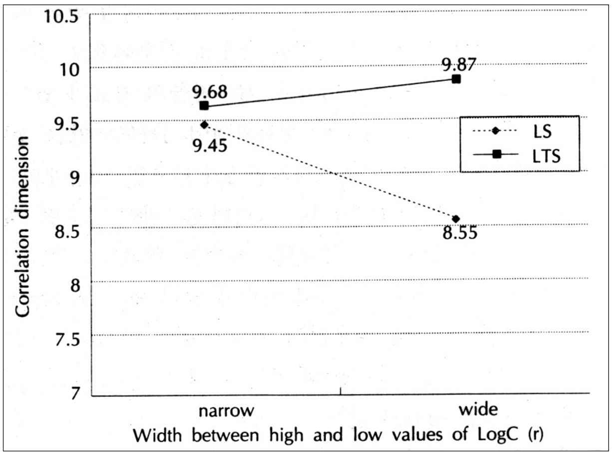

Fig. 4. The estimates of correlation dimension at the condition of wide and narrow section of LogC(r). The numbers on the graph indicate the mean values of correlation dimensions of 13 time series. The least square method shows significant decrease at the wide section of LogC(r) but the estimates of correlation dimension by least trimmed square method remains stable. The difference of the dimensional stability have statistical significance with p<0.01.

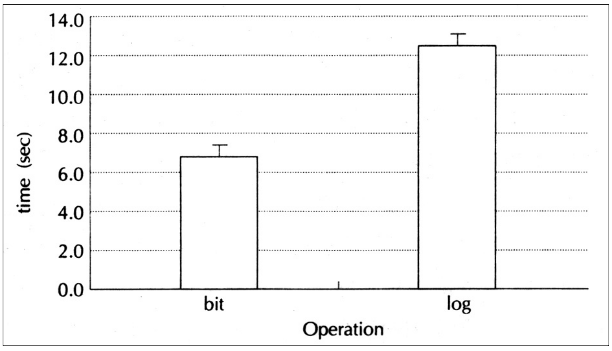

Fig. 5. The time required to calculate correlation dimension. Bit operation was significantly faster than log operation(t-test, p<0.001).

산하는데 한 자료당 평균 12.5±0.5초가 소요되었으며 로그연산을 비트연산으로 바꾸었을 때는 6.8±0.4초가 소요되어 통계적으로 유의하게 시간단축의 효과를 보여주었다(t-test, $p<0.001$).

고 찰

뇌파의 비선형 분석을 위한 뇌파 데이터의 길이는 신호추출빈도(sampling rate)와 신호획득시간(data acquisition time)에 의존한다. 만약 신호추출빈도가 충분하다면 이론적으로는 신호획득시간의 길이가 길수록, 즉 데이터 포인트가 많을수록 좀더 정확한 값을 산출할 수 있게 된다(30). 그러나 현실적으로는 이러한 자료를 얻기가 쉽지 않으며 때로는 거의 불가능하기까지 하다. 더구나 뇌파와 같은 생체신호의 경우 시간이 길어질수록 계(system)의 항상성(stationarity)은

보장받을 수 없게 된다. 또한 시간이 길어질수록 인위적인 오류(artifact)가 나타날 가능성도 높아진다. 실제로 뇌파실에서 환자를 기록이 끝날 때까지 한 상태를 유지하게 만드는 것은 상당히 어려운 일이다.

Smith(32)는 정확한 차원 추정이 이루어지기 위한 최소한의 시계열의 길이는 상관차원 함수로 지수적으로 증가한다고 하였다. Albano 등(33)도 10^{D2} 만큼의 자료가 있어야 한다고 주장하였다. 따라서 상관차원이 3차원미만일 경우에는 1000개의 자료면 충분하지만 5가 넘으면 10만개의 길이를 가진 시계열도 부족하다. 그러나 5차원이 넘으면 Grassberger-Procassia 알고리즘 자체의 문제로 말미암아 정확한 차원의 평가는 어차피 어렵게 된다(34). 뇌파의 경우를 적용해 본다면 대부분의 실험실에서 제시하고 있는 10차원 정도의 결과로 볼 때 이론적으로는 10억개 이상의 시계열 자료를 필요로 한다. 이는 뇌파를 463일간 계속해서 얻어야 하는 엄청난 분량이다. 이런 제한점을 인식하면서도 지금까지의 연구들을 보면 250Hz 정도에서 10 40초 정도가 대부분을 차지한다.

신호추출빈도를 보면 일반적으로 긴 시계열 자료를 얻기 위하여 신호추출빈도만을 높이는 방법은 바람직하지 않다. 왜냐하면 추출빈도만을 높이는 것은 더 이상의 새로운 정보가 추가되는 것은 아니기 때문이다. 또한 빈도를 과도하게 높이면 계산 시간만 증가하게 된다. 같은 시간동안 512 Hz로 추출한 자료를 계산하는데는 128Hz로 추출한 자료보다 16배나 많은 시간이 소요된다.

이상의 결과들로 볼 때 적절한 신호획득시간과 신호추출빈도를 결정하는 것은 실제적으로 중요한 문제다. 우선 획득시간의 결과를 보면 이전의 연구들과 마찬가지로 본 연구에서도 시간을 증가시킬수록 상관차원이 높게 나타나는 경향을 보였다. 이는 시계열자료가 길수록 참값에 접근한다는 이론적인 결론과 일치한다. 자료추출빈도는 낮을수록 계산시간이 단축되지만 뇌파를 20 Hz 정도의 베타파까지 측정한다고 할 때 20 Hz의 사인파형을 기록하기 위해서는 최소한 80 Hz 이상은 되어야 한다. 따라서 62.5 Hz정도의 신호추출빈도는 적절하지 못하다고 생각하며 본 연구에서도 다른 신호추출빈도에서의 상관차원값과 큰 차이를 보이고 있었다. 따라서 유용한 최소한의 신호추출빈도는 125 Hz 정도라고 본다. 또 이를 통해 부수적으로 얻을 수 있는 이득은 뇌파의 분석에 낮은 신호추출빈도를 선택하면 잡음이 포착될 확률도 상당히 감소시킬 수 있는 이점도 있다. 그러나 125 Hz에서 10초간의 자료는 이번 연구에서 두 번째로 작은 시계열에 속하며 시계열의 크기가 작을수록 참값과는 멀어질 확률이 높으므로 최소한 20초 정도의 신호획득시간은 유지하는 것이 바람직할 것이다. 따라서 125 Hz에서 20초간의 자료면 뇌파의 상관차원을 평가 비교하는데 충분하며 따라서 향후의 연구에서도 이러한 환경을 적용하는 것이 바람직하다고 본다. 물론 본 연구에서는 시계열의 자료가 길수록 상관차원이 증가하는 모습을 보이고 30초간의 자료가 유의하게 높은 값을 유지하고 있다. 그러나 다음과 같은 이유로 30초 이상의 신호획득시간을 고집하지 않을 수 있다. 첫째, 신호획득시간에 따른 상관차원의 차이가 상관차원의 절대값에 비하여 크지 않고, 둘째, 뇌파자료가 저차원의 이상적인 수학적인 자료가 아니므로 시계열의 크기가 클수록, 또 매립차원을 증가시킬수록 지속적으로 높은 상관차원값을 나타낼 수 있어서 최적의 조건을 정하기가 어려우며 셋째, 환자군을 대상으로한 임상연구에서 중요한 것은 상관차원의 참값이라기 보다는 집단간의 상대적인 차이이다. 따라서 상기 제안한 조건에서 평가한 자료가 연구 결과를 비교하는 데는 무리가 없으리라고 본다.

상관차원을 추정하는 방법은 일단 특정 매립차원에서 logC(r)/log(r)의 그래프에서 직선구간의 기울기를 구하고 매립차원을 증가하면서 이러한 작업을 반복하며 기울기 값이 포화되는 양상을 살펴보아야 한다(35). 만약 시계열 자료가 잡음이 없고 카오스계의 특성을 갖는다면 매립차원을 증가시켜도 더 이상 직선의 기울기 값이 증가하지 않는 시점이 나타나며 이 때의 기울기 값이 상관차원이 된다(35). 그러나 실제 사람의 뇌파는 로렌츠 끌개 등과 같은 수학방정식에서 유도된 시계열 자료와 같은 이상적인 카오스계가 아니며 상당한 잡음이 포함되어 있다고 추정하고 있다. 따라서 매립차원을 증가시켜 가더라도 기울기 값이 이상적으로 포화되지 않고 계속해서 조금씩 상승하는 현상을 보게 된다. 현재까지 제시된 연구결과들을 검토해 보면(36) 대략 20차원 이상의 특정차원으로 매립차원을 고정시키고 여러 시계열 자료를 일괄처리하는 것이 적절한 결과를 얻으면서도 시간을 절약할 수 있다. 이렇게 일괄작업을 할 때에는 직선의 기울기를 구할 구간을 미리 정해 놓아야 하는데 logC(r)/log(r)의 그래프에서 양극단 부분은 제외하고 직선구간으로 나타나는 중간부분을 포함하는 일정 구간을 그 대상으로 하여야 한다. 그러나 시계열 자료마다 조금씩 직선구간의 영역이 차이가 나므로, 일률적인 구간을 미리 정해놓고 최소자승의 방법으로 기울기를 구하게 되면 정확한 직선의 기울기 값을 산출하기가 어렵다. 즉 그림 4에서 알 수 있듯이 최소자승 추정은 대상구간에 따라 상관차원 값을 통계적으로 유의한 정도로 차이가 나게 기울기를 계산하고 있음을 알 수 있다. 따라서 최소자승추정은 다량의 자료 분석에는 적합하지 않다. 본 연구에서 적용한 최소절단자승 추정은 이러한 단점을 극복하고 어느 정도의 측정대상구간의 차이는 극복할 수 있다는 결과를 보여주

었다. 최소자승추정은 이미 이광호(37)의 연구에서 전형적인 카오스계의 상관차원 추정에 신뢰도 있는 결과를 나타낸다는 사실을 보고하였고 이번의 실제 환자 자료에서도 최소자승추정보다 우수한 결과를 보인다는 사실을 입증하였다. 또한 프로그램의 알고리즘을 로그 연산에서 비트 연산으로 전환하면서 2500포인트 정도의 크기를 가진 시계열 자료의 측정에서 대략 50%정도의 시간 단축 효과를 나타내었다(그림 5).

따라서 본 연구 결과는 다량의 뇌파 시계열 자료를 분석하는데 알맞은 신호획득 조건과 신속하고 보다 정확한 상관차원 추정에 알맞는 분석방법을 제공하는 것이다. 또한 저자들은 본 연구를 통하여 뇌파 시계열 자료의 상관차원 계산시 표준이 될 수 있는 유용한 분석방법 및 실험 조건을 제시했다고 본다.

요 약

목 적 : 임상 뇌파의 비선형 분석시, 분석시간을 단축시킬 수 있는 방법과 보다 정확한 상관차원을 얻기 위한 새로운 알고리즘 고안을 시도하였다. 또 뇌파신호 분석을 위한 적절한 신호획득 조건을 결정하는 방법을 제시하기 위하여 여러 상이한 실험조건에서 상관차원을 계산하였으며, 여기서 얻은 결과를 이용하여 각 실험실마다 공통적으로 적용할 수 있는 표준화된 실험 조건을 결정하고자 하였다.

방 법 : 임의의 한 개인을 대상으로 13개의 두피전극에서 얻은 뇌파신호를 대상으로 하였다. 12비트 해상도에서 1000헤르츠로 32초간 얻은 뇌파신호를 디지털화 하여 각 전극당 32000개의 시계열자료를 얻었다. 이 자료를 10, 20, 30초 간격의 시간단위로 나누고, 각각에 대해 1000, 500, 250, 125, 62.5 Hz 등 5가지 신호추출조건을 달리 하여 각 전극마다 총 15개의 시계열 자료를 만들었다. 여기에 상관차원 계산시간 단축을 위해 고안된 계산 알고리듬 및 상관차원 추정 정확도를 개선하기 위해 적용한 최소절단자승기법을 적용하여 상관차원을 계산하였다. 이렇게 얻은 상관차원 결과를 신호획득시간과 신호추출빈도에 따라 비교하였다. 또 로그연산을 비트연산으로 바꾸어 계산시간 단축의 효과를 평가하였으며, 최소절단자승기법과 최소자승추정기법을 비교하였다.

결 과 : 신호추출시간이 증가함에 따라 상관차원의 값도 통계적으로 유의하게 증가하는 양상을 보였다. 신호추출빈도가 62.5Hz일때는 신호추출시간에 무관하게 높은 상관차원값을 나타냈으나 그밖의 빈도에서는 유사한 상관차원값을 보였다. 본 연구에서 고안된 계산 알고리듬은 종래 사용하던 알고리듬에 비해 통계적으로 유의한 계산시간 단축효과를 보였다. 또 종래의 방법인 최소자승추정에 의한 상관차원에 비하여 본 연구에 적용된 최소절단자승추정법은 보다 안정된 상관차원 값을 추정하였다.

결 론 : 본 연구는 다량의 뇌파 시계열 자료를 분석하는데 신속하고 보다 정확한 상관차원 추정에 알맞는 분석방법을 제공하였다. 또한 뇌파 시계열 자료의 상관차원 계산시 12비트의 해상도에서 125Hz의 신호추출빈도로 20초간 뇌파신호를 획득하면 적정한 수준의 상관차원을 계산할 수 있음을 보였다.

중심 단어 : 뇌파 · 비선형 분석 · 상관차원 · 알고리듬 · 최소절단추정법.

REFERENCES

1. Lorenz EN. Deterministic nonperiodic flow. J Atms Sci 1963;20: 130-141
2. Campbell D. Introduction to Nonlinear Phenomena. In: Lectures in The Sciences of Complexity, Daniel L. Stein(ed) Addison-Wesley; 1989. p.3-105
3. Waldrop, MM. Compexity: The Emerging Science at the Edge of Order and Chaos, Simon & Schuster, NewYork;1992. p.9-13
4. Lorenz E. The Essence of Chaos, University of Washington Press, Seattle;1993
5. Aihara K. Chaos Mattaku Atarashii Sozo no Nami. Tokyo, Kodansha;1994
6. Crutchfield JP, Farmer JD, Parkard NH, Shaw RS. Chaos, Sci Amer 1986;254(6):46-57
7. Mackey MC, Glass L. Oscillation and Chaos in Physiological Control Systems. Science 1977;197:287-289
8. Ba{ar E. Chaotic Dynamics and Resonance Phenomenoa in Brain Function: Progress, Perspectives, and Thoughts. In: Chaos in Erol Basar(ed) Brain Function, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg;1990. p.1-30
9. Babloyantz A, Salazar JM, Nicolis C. Evidence of chaostic dynamics of brain activity during the sleep cycle. Phys Lett A 1985;111: 152-156
10. R l schke J, Ba{ar E. The EEG is not a simple noise: Strange attractors in intracranial structures. In: Chaos in Brain Function. (ed) Ba{ar E. Springer-Verlag, Berlin;1990. p.49-62
11. Brandt ME, Jansen BH, Carbonari JP. Pre-stimulus spectral EEG patterns and the visual evoked response. Electroencephal Clin Neurophysiol 1991;80:16-20
12. Jansen BH. "Is it?" and "So what?" - A critical view of EEG Chaos. In: Proceedings of the Conference on Measureing Chaos in Human Brain, ed by Duke DW, Pritchard WS, World Scientific, Singapore; 1991. p.83-96
13. Grassberger P, Procaccia I. Measuring the strangeness of strange attractors, Physica 1983;9D:189-208
14. Babloyantz A, Salazar JM, Nicolis C. Evidence of chaotic dynamics of brain activity during the sleep cycle. Phys Lett A 1985;111:152-156
15. Babloyantz A, Destexhe A. Low-dimensional chaos in an instance of epilepsy. Proc Natl Acad Sci USA 1986;83:3513-3517
16. Rappe PE, Bashore TR, Martinerie JM, Albano AM, Zimmerman ID, Mees AI. Dynamics of brain electrical activity. Brain Topogr 1989; 2:99-118
17. Soong ACK, Stuart CIJM. Evidence of chaotic dynamics underlying the human alpha-rhythm electroencephalogram. Biolo Cybern 1989; 62:55-62

18. Rappe PE, Zimmerman ID, Albano AM, de Guzman GC, Greenbaun NN, Bashore TE. Experimental studies of chaotic neural behavior: Cellular activity and electroencephalographic signals. In: Nonlinear oscillations in chemistry and biology Ed by Othmer HG, New York, Springer-Verlag;1985
19. Rappe PE, Bashore TR, Martinerie JM, Albano AM, Zimmerman ID, Mees AI. Dynamics of brain electrical activity. Brain Topogr 1989; 2:99-118
20. Babloyantz A, Destexhe A. The Creutzfeldt-Jacob disease in the hierarchy of chaotic attractors. In: From chemical to biological organization, ed by Markus M, Muller S, Nicolis G, New York, Springer-Verlag;1988
21. Pijn JP, van Neerven J, Noest A, Lopes da Silva FH. Chaos or noise in EEG signals; Dependence on state and brain site. Electroencephalogr Clin Neurophysiol 1991;7:350-351
22. Warner DJ, Price SH, Sale EJ, Will AD. Chaotropic dynamical analysis of the EEG. Presented at the annual meeting of the American EEG society, Huston;1990
23. Watt RC, Hameroff SR. Phase space analysis of human EEG during general anesthesia. Perspectives in biological dynamics and theoretical medicine, ed by Koslow SH, New York, New York Academy of Sciences;1987. p.286-288
24. 이병채, 이명호. 생체 카오스의 비선형 시계열 데이터 분석. 의공학회지 1994;15:347-354
25. 최정미, 배병훈, 김수용. 단속 주파수를 변화시킨 청각자극에 반응하는 뇌전위신호의 카오스 분석. 의공학회지 1994;15:237-243
26. 최성구, 김용식. 뇌파의 프랙탈 차원에 관한 예비연구. 신경정신의학 1994;33:1426-1431
27. 신철진. 정신분열병 환자의 뇌파를 대상으로한 혼돈의 정량화. 용인정신의학보 1995;2(2):170-178
28. 최성구, 신철진, 김승태, 김용식. 정신분열병 뇌파의 혼돈이론적 분석. 정신의학 1995;20(1):1-8
29. Pritchard WS, Duke W. Measuring Chaos in the Human Brain: A tutorial review of EEG dimension estimation. Brain Cog 1995;27: 353-397
30. Takens F. Detecting Strange Attractants in Turbulence. In: Dynamical Systems and Turbulence(Lecture Notes in Mathematics, Vol. 898) ed by D.A. Rand and L.S. Young, Springer, Berlin Heidelberg New York;1980:366-381
31. Rousseeuw PJ, Leroy AM. Robust Regression and Outlier Detection, John Wiley & Sons, New York;1987
32. Smith LA. Intrinsic limits on dimension calculations. Physics Letters A 1988;133:283-288
33. Albano AM et al. Singular value decomposition and Grassberger-Procassia algorithm. Physical Review A 1988;38:3017-3026
34. Dvo%k I, Klaschka J. Modification of the Grassberger-Procassia algorithm for estimating the correlation exponentof chaotic systems with high embedding dimension. Physics Letters A 1990;145:225-231
35. Pritchard WS, Duke W. Measuring Chaos in the Human Brain: A tutorial review of EEG dimension estimation. Brain Cog 1995;27: 353-397
36. Gallez D, Babloyantz A. Predictability of human EEG: A dynamical approach. Biol Cybern 1991;64:381-391
37. 이광호. 뇌파분석을 위한 LTS 추정기법을 이용한 시계열 데이터의 효율적인 프랙탈 차원 추정. 한국정보과학회 98 가을 학술발표논문집(II)1998;25(2):78-80