

논문 2013-50-11-24

집중 시각자극 유발전위의 순차적 비선형 RQA 분석

(Sequential Nonlinear Recurrence Quantification Analysis of Attentional Visual Evoked Potential)

이 병 채*, 유 선 국**, 김 혜 진***

(Byung-Chae Lee, Sun-Kook Yoo[Ⓞ], and Hye-Jin Kim)

요 약

집중에 관한 뇌파 해석은 인간의 인지 이해에 기본적인 요소이다. 본 연구에서는 시각자극에 대한 뇌의 집중, 비집중 상태의 차이특성을 비선형 분석하였다. 적은 샘플 데이터와 시간에 따른 변화특성을 해석하기 위하여 반복 정량 분석 방법을 사용하였으며, 자극에 동기된 유발 전위의 반복패턴, 색상 반복 패턴을 도식화하였으며, 비선형 특징 파라미터들의 평균특징과 시변 특성을 추출하였다. 집중-비집중 도식과 파라미터 쌍은 위상공간 변환의 차원과 시간 지연을 결정하기 위한 정보를 제공하였으며, 집중 시의 뇌가 비집중 시의 뇌보다 복잡하다는 특징을 보였으며, 자극에 동기된 유발전위는 평균적 의미에서 동일 반응을 보이거나 국부적으로는 환경과 상태에 따라 변화하였다. 본 실험을 통하여 시각자극에 대한 집중과 비집중 시 뇌의 비선형 현상을 해석하기 위한 가능성을 확인하였다.

Abstract

The analysis of electroencephalographic signal associated with the attention is essential for the understanding of human cognition. In this paper, the characteristic differences between the attention and inattention status in the brain were inspected by nonlinear analysis. The recurrence quantification analysis was applied to the relatively small number of samples of evoked potential having time varying characteristics, where the recurrence plot (RP), the color recurrence plot (CRP), and mean and time-sequential trend parameters were extracted. The dimension and the time delay in phase transformation can be determined by the paired set of extracted parameters. It is observed from RP, CRP, and parameters that the brain dynamics in attention is more complex than that in the inattention, as well as the synchronized brain response is stable in the mean sense but locally time varying. It is feasible that the non-linear analysis method can be useful for the analysis of complex brain dynamics associated during visual attentional task.

Keywords : Nonlinear, Evoked potential

* 정회원, 용인송담대학교 의료정보과
(Department of Medical Information system,
Yong-In Songdam College, Yong-In, Korea)

** 정회원, 연세대학교 의과대학 의학공학교실
(Department of Medical Engineering, Yonsei
University College of Medicine, Seoul, Korea)

*** 학생회원, 연세대학교 생체공학협동과정
(Graduate School of Biomedical Engineering,
Yonsei University, Seoul, Korea)

Ⓞ Corresponding Author(E-mail: sunkyoo@yuhs.ac)

※ 이 논문은 2013년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로
한국연구재단(No.2010-0026833)의 지원을 받아
수행된 연구 결과입니다.

접수일자 : 2013년7월25일, 수정완료일 : 2013년10월31일

I. 서론

뇌는 인간의 행동, 감정, 판단, 기억 등을 제어하는 중추 신경계의 기관이다. 뇌 안에 존재하는 근접 신경 다발의 동시적 발현 형태와 뇌의 다른 지역 간의 협동적 발현 형태, 즉 서로 다른 뇌 영역 간에 동기되어 발현하는 신경 다발의 형태는 뇌가 뇌 안의 여러 영역 간에 상호 연결 적이며 협동적으로 우리 인간의 모든 행동과 기능을 제어하고 관장하는 현상으로 알려져 왔다 [2, 7~9]. 신경 간에 동기되어 동시적으로 동작하고

(Phase synchronization), 반복적인 동작 (Brain oscillation)은 여러 신경의 동시 발현을 용이하게 하며,

이러한 동시 발현의 현상으로 발생하는 전위는 뇌를 통한 두피에서의 전기적인 신호의 변화로 관찰되며, 이를 측정하는 뇌파(EEG: Electroencephalography)는 뇌의 기능을 외부에서 간접적으로 관찰할 수 있는 중요한 신호이다^[1].

두피에서 측정되는 뇌파신호는 끊임없이 변화하는 뇌의 현상을 측정하는 자율뇌파(SEEG: Spontaneous EEG)와 일정한 자극에 동기 되어 측정하는 유발 전위(EP: Evoked Potential)로 구분할 수 있다. 특히 뇌의 다양한 활동 중에 집중, 감정, 기억 등에 관련된 신호는 매우 낮으므로 (수 μV 이하), 이러한 뇌 기능 신호를 무작위로 변화하는 자율뇌파 신호로부터 측정하기 위하여, 동일한 자극을 여러 번 주고 자극에 동기 되어 측정된 뇌파신호를 평균하여 신호 대 잡음비를 높여 측정된 신호가 유발 전위이다.

유발 전위를 이용한 뇌 기능 해석은 집중, 감정, 기억, 인식, 운동 등의 다양한 분야에서 연구됐으며, 그중에서도 집중에 관한 뇌 기능의 이해는 인지행동 이해의 중요한 요소 중의 하나이다^[6, 10]. 유발 전위 방법은 여러 번에 걸쳐, 집중을 요구하는 패턴을 화면이나 소리로 나타내어 이때 측정된 뇌파신호를 자극에 동기 하여 평균을 계산한다. 그러나 선형 해석 방법인 평균은 자극에 대하여 반응하는 뇌파가 안정 (Stationary) 하다는 가정 하에 계산하지만 측정된 뇌파는 주위 환경의 변화, 잡음의 혼입, 변화하는 뇌의 기능 상태에 영향을 받아 변화하므로 선형해석 방법은 국부적인 변화 상태를 반영하는 데는 제한적이다.

선형해석 방법의 제한점을 개선하기 위하여 확률적 해석방법이나 비선형 해석방법인 카오스 (Chaos) 해석 방법이 사용 된다^[7]. 무작위 변화 특성을 보이는 뇌파를 랜덤(Random)한 형태로 해석하는 확률적 해석 방법에 비하여 무작위로 변화하지만, 그 안에 일정한 규칙이 있다고 해석하는 카오스 방법이 유발 전위를 해석하는 새로운 방법으로 제시되고 있다. 그러나 많은 데이터 수와 신뢰성 있는 값을 얻어내기 위해서는 제약이 많은 상관차원(Correlation Dimension) 이나 리아프노프 지수(Lyapunov Exponent) 같은 기존의 카오스 분석 파라미터(Parameter)는 순간적인 변화의 해석이 어려우며, 즉, 어떤 특정한 한 구간의 유발 전위(Single Trial EP) 분

석이 어렵다^[4, 6]. RQA(Recurrence Quantification Analysis)^[2]는 짧은 구간의 비선형 분석이 가능하게 하기 위하여 상태 공간 (State space)에서 시간에 대하여 반복되는 형태를 분석하는 비선형 카오스 분석방법이다. 여러 연구에서 RQA는 청각자극에 대하여 틀린 것 구분 실험에 청각 유발 전위 (Auditory EP)가 적용되어 왔으나^[6, 8], 일반적으로 청각자극은 시각자극보다 유발되는 신호의 진폭이 작으며 유발 반응 속도가 빠르다. 특히 시각자극과 변화하는 뇌 기능 상태를 유발 전위를 통하여 순차적으로 해석하는 연구는 제한적이었다.

본 연구에서는 집중 유발 전위로 많이 사용되고 있는 시각자극에 대하여, 즉 집중과 비집중에 대하여 순차적으로 변화하는 쌍 (Pair)에 대하여 측정된 유발전위를 자극에 대하여 짧은 한 구간 유발전위 (Single Trial EP)를 순차적으로, 종합적으로 해석하여 집중과 비집중에 대하여 나타나는 뇌의 비선형 특성을 카오스 분석 방법인 RQA를 통하여 해석해 보고자 한다.

II. 재료 및 방법

1. 집중 인지 실험

집중주의 인지 실험은 주의에 대한 뇌 기능을 복합적으로 분석하기 위하여 주의 반응과 운동반응이 복합된 프로토콜을 사용하였다. 주의 반응은 유발 전위가 청각 자극에 비하여 뚜렷한 시각자극을 사용하였으며, 주어진 시각자극에 대해 실험자가 실험에 참가한 상태에서의 주의 상태를 파악하고 뇌에서의 반응에 대한 운동반응을 복합적으로 평가하기 위하여 손가락으로 버튼을 누르는 버튼 반응응답으로 구성하였다.

주의 집중 실험은 신경학적 병력이 없는 정상 건강인 (평균 나이 30세)을 대상으로 실험하였다. 주의 집중 실험은 3개의 숫자 (1, 2, 3)에 대한 시각 자극과 자극에 대한 반응으로 버튼을 누르는 실험으로 구성하였다. 한 번의 시각자극은 연속된 3개의 숫자로 구성되어 있으며, 2개의 서로 같은 숫자와 한 개의 서로 다른 숫자로 구성되어 있다. 시각자극에 대응하는 버튼은 3개로 구성되어 있으며 왼쪽부터 3개의 버튼은 1, 2, 3 숫자에 대응하게 구성하였다.

실험은 어떠한 시각자극도 주어지지 않고 눈을 뜬 상태로 10분간 휴식을 취한 후에, 숫자자극에 대하여 버튼으로 반응하는 주의 행동상태 (숫자자극에 대하여

150msec 기간)와 단순한 '+' 시각 기호만을 화면에 표시하고 버튼 반응을 하지 않는 이완상태 (+ 자극에 대하여 150msec 기간) 이완상태를 반복하여 약 7분 동안 실험하였다. 즉, 숫자 자극에 대한 주의 '집중상태'와 '+' 자극에 대한 '비집중상태'로 구성되어 있다.

뇌에서의 유발 전위는 시각자극 시점으로 뇌파를 동기하여 측정하였다. 뇌파의 측정은 국제 10-20시스템을 기준으로 두정엽에서 귀를 기준전극으로 하는 단전위 (Monopolar) 측정방식으로 MP150 (Biopac Co.)을 사용하여 측정하였다. MP150 장치의 측정 대역 저역저지와 고역저지 필터의 차단 주파수는 각각 0.1Hz, 100Hz였으며, 60 Hz 노치 필터를 사용하여 전원 잡음을 제거하였다. 디지털 변환에 대한 샘플링 주파수는 1 KHz로 하였다.

2. 반복해석 (Recurrence Analysis)

비선형 카오스 분석 방식은 복잡한 동역학 시스템을 분석하는 데 유용한 수단으로 알려져 왔다^[10]. 여러 카오스 분석 방법 중에서 특히 반복해석 (Recurrence Analysis) 방식^[2, 4]은 분석 구간이 짧은 경우에 유용하다. 반복해석 방식은 시계열 신호의 해석적 (Deterministic) 형태의 구분이 가능하며, 신호의 통계학적인 안정성과 같은 제한점을 받지 않는다. 그러므로 본 연구에서는 시각자극에 동기 되어 나타나는 짧은 구간의 뇌파신호, 즉 단일 자극구간의 유발 전위를 비선

형 특성을 분석하기 위하여 반복해석 방식을 사용하였다. 즉, 단일구간의 시각자극에 대한 자극-응답 관계는 비선형 미분 방정식으로 나타낼 수 있으며^[1], 응답 특성인 측정된 뇌의 유발 전위는 평균이 0이며, 유발 전위의 비선형 특성 (미분 방정식의 비선형 응답특성)은 반복되는 형태를 분석함으로써 짧은 구간 해석의 제한점을 보완할 수 있다고 가정 하였다^[2].

그림 1.에서와 같이 p개의 시각자극이 일정 간격으로 연속적으로 피험자에게 주어진다면, 디지털로 측정된 시계열(Time Series) 뇌파신호(EEG: Electroencephalography) 데이터는 한 개의 자극에 대하여 자극신호에 동기된 시점으로 정렬된 N개의 데이터를 추출하여 한 자극 구간 유발 전위로 (STSEP: Single-trial Synchronous Evoked Potential), $\{s(1), s(2), \dots, s(N)\}$ 표현할 수 있다. 주위 잡음과 자극에 무관하게 동작하는 뇌의 비동기 뇌파신호로부터 자극에 선택적으로 반응하는 자극 뇌파신호를 추출하기 위하여 자극에 동기된 p개의 STEP 신호 (전체 p*N 샘플)는 평균하여 신호 대 잡음비를 높여 평균 유발 전위(AEP: Averaged Evoked Potential)를 표현한다. 확률과정에 의한 평균 AEP는 EP의 전체모집단에 대한 특징을 표현할 수 있지만, 주위 환경과 뇌의 기능 상태에 따라 변화하는 시변 (Time Varying) EP 특성을 반영하지 못한다. 반복해석은 전체 샘플이 아닌 한 구간, 즉 N개의 샘플로 구성된 STSEP의 비선형 반복특성을 해석한다. 유발 전위 신

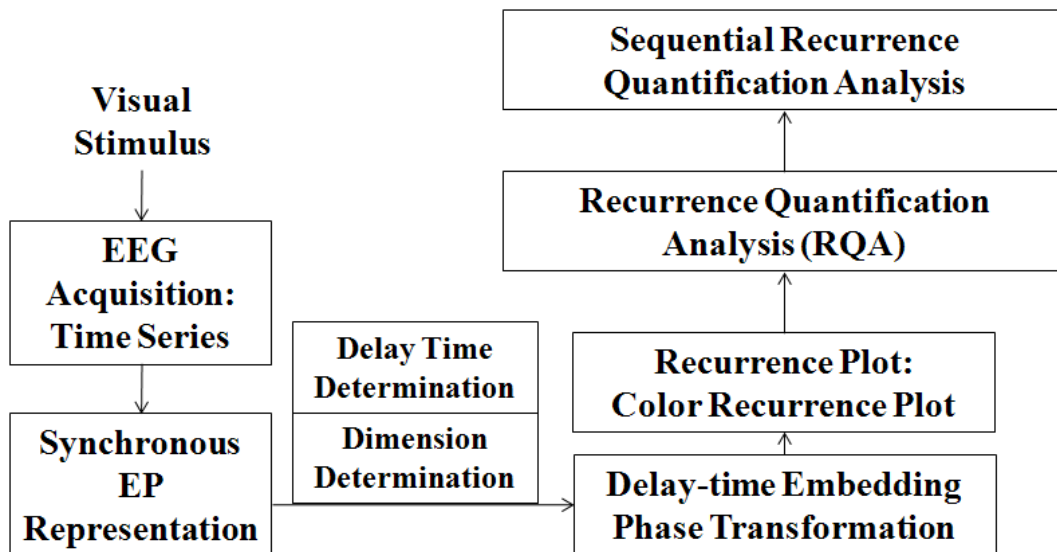


그림 1. 시스템 블록선도
Fig. 1. System block diagram.

호의 비선형 해석은 q 번째 ($q=1,2, \dots, p$) N 샘플 STSEP 신호 $\{s_q(1), s_q(2), \dots, s_q(N)\}$ 를 Takens의 위상공간 재구성, 즉 Delay-time 임베딩(Embedding)과정을 통하여 위상 공간에 표현한다 (Phase Transformation)^[3, 10].

$$\begin{aligned} \overline{x_q(1)} &= s_q(1), s_q(1+L), s_q(1+2L), \dots, s_q(1+(m-1)L) \\ \overline{x_q(2)} &= s_q(1+J), s_q(1+J+L), s_q(1+J+2L), \dots, s_q(1+J+(m-1)L) \\ &\vdots \\ \overline{x_q(k)} &= s_q(1+(k-1)J), s_q(1+(k-1)J+L), \\ &\quad s_q(1+(k-1)J+2L), \dots, s_q(1+(k-1)J+(m-1)L) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 m, L, J 는 각각 차원(Dimension), 시간 지연(Delay time), 위상공간의 벡터 간격 이다. J 는 일반적으로 1로 설정하며, $1+(k-1)J+(m-1)L$ 은 N 이다. 즉, m 과 L 이 결정되면 시계열 유발전위 STSEP 신호는 위상공간에서의 벡터, $\{\overline{x_q(1)}, \overline{x_q(2)}, \dots, \overline{x_q(k)}\}$ 로 표현된다.

반복궤적 (RP: Recurrence Plot)은 k -차원 위상공간의 궤적 $\overline{x_q(i)} \in R^k (i = 1, 2, \dots, k)$ 의 반복 형태를 2차원 공간에 표현한 것이다. 2차원 공간은 반복행렬(RM: Recurrence Matrix)로 나타내며, 반복행렬은 위상공간을 구성하는 k 개의 벡터를 $k \times k$ 행렬로 나타낸다^[2].

$$R_q(i, j) = \begin{cases} 1 : \|\overline{x_q(i)} - \overline{x_q(j)}\| \leq \epsilon \\ 0 : \text{위의 조건과 다른 경우} \end{cases} \quad \overline{x_q(i)} \in R^k, \quad (2)$$

$i, j = 1, 2, \dots, k$

여기서 ϵ 는 문턱치 거리이며, $\|\cdot\|$ 는 유클리디안 또는 최대 놈(Norm)이다. 만약 임베딩된 벡터 $\overline{x_q(i)}$ 와 $\overline{x_q(j)}$ 의 거리가 ϵ 보다 작거나 같다면 $R_q(i, j)=1$, 그렇지 않은 경우는 0으로 행렬을 구성한다. RP에서는 일반적으로 1인 경우 검은 점으로 이를 나타낸다.

색상 반복 궤적(CRP: Color Recurrence Plot)은 0과1로 이진화하여 나타내는 대신 $R_{i,j}$ 값을 크기에 비례하는 의사색상(Pseudo color)으로 나타내면 반복궤적의 세부적인 값의 변화를 알 수 있다. RP는 동역학 특성의 변화에 따라 특정한 패턴을 보이며, 서로 다른 궤적의 벡터들이 유사한 변화를 보일 때 대각선 구조, 그리고 동역학 상태가 일정 시간 동안 변화하지 않을 때는 수평선, 또는 수직선 구조로 보인다^[2].

단순히 시각적으로 표현된 RP의 숨겨진 형태를 정량적인 값으로 분석하는 것이 Zbilut와 Webber^[5]의 정량적 반복 형태 분석 (RQA: Recurrence Quantification

Analysis)이다. q 번째 자극에 대한 RQA는 R_q 행렬의 형태를 정량화한다.

순차적 RQA (SRQA: Sequential RQA)는 한 구간에 대하여 계산한 RQA 값들을 p 개 자극구간에 대하여 차례로 나열하며 표현하며, 연속적인 p 개의 RQA를 m 개 단위로 이동평균 (Moving average) 하여 시간에 대하여 스무딩(Smoothing)한 STSEP의 변화하는 특성으로 표현할 수 있다. 즉, SRQA는 비선형 특성의 정량화 된 값의 소구간 평균화된 트렌드(Trend)이며, 시간에 대한 변화를 표현한다.

Recurrence 백분율 (REC)은 삼각형 창의 크기(Δ)에 대한 RP에 나타나는 점들, NRP (Number of Recurrence Point), 의 비율이다^[2].

$$REC(q) = \frac{(NRP \in \Delta)}{\text{Area of } \Delta} X 100 [\%], \quad q = 1, 2, \dots, p \quad (3)$$

Determinism 백분율 (DET)는 대각선 구조를 형성하는 점들의 비율(%)로서 주기신호는 긴 대각선, 카오스 신호인 경우 매우 짧은 대각선, 스토캐스틱(Stochastic) 신호의 경우 대각선이 나타나지 않는다^[2].

$$DET(q) = \frac{(\text{Number of points} \in DLs)}{NRP} X 100 [\%], \quad (4)$$

$q = 1, 2, \dots, p$

DLs은 대각선들 (Diagonal lines)들 이다. Trend (TND)는 시스템의 안정성 (Stationarity)의 척도이며, 중앙의 주대각선에서 수직으로 내린 리커런스 포인트들의 기울기로서 RP가 주대각선으로부터 멀어지는 정도를 표시한다. 이는 점들이 균일하게 분포되면 0에 가깝게 되고 그렇지 않으면 0에서 멀어지게 된다^[2].

$$TND = 1000 X (\text{Slope of local REC vs DIS}), \quad q = 1, 2, \dots, p \quad (5)$$

여기서 DIS는 중앙 대각선(Central diagonal)으로부터의 수직 변위(Orthogonal displacement) 이다. Entropy (ENT)는 대각선 길이의 분포에 대한 bits/bin으로 규준화된 히스토그램 bin 확률 P_{bin} 에 대한 Shannon의 Information Entropy를 나타내며, 신호의 복잡도를 나타낸다^[2].

$$ENT(q) = - \sum (P_{bin}) \log_2 (P_{bin}), \quad q = 1, 2, \dots, p \quad (6)$$

Laminarity 백분율(LAM)은 DET가 대각선을 근간으

로 하는 것과는 달리 수직선 구조를 형성하는 점들의 비율을 나타낸다^[2].

$$LAM(q) = \frac{\text{Number of points} \in \text{VLs}}{\text{Number of recurrence points}} \times 100[\%],$$

$$q = 1, 2, \dots, p \quad (7)$$

VLs은 수직선들 (Vertical lines)들 이다. Trapping time (TT)는 평균적인 수직선 구조의 길이를 나타낸다^[2].

$$TT(q) = \text{Average length of VLs structure},$$

$$q = 1, 2, \dots, p \quad (8)$$

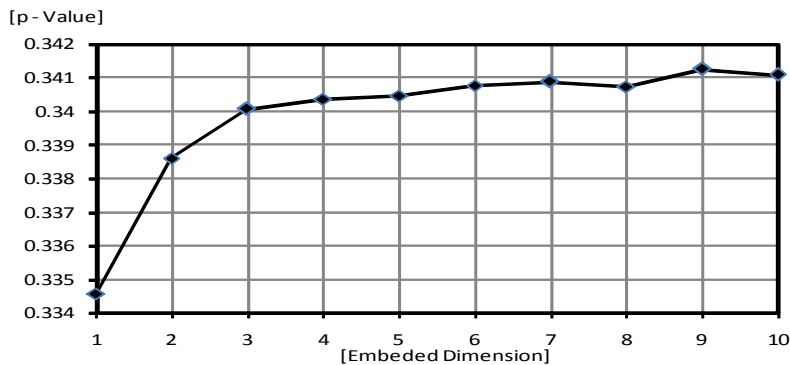
III. 결 과

반복자극의 해석은 하나의 자극구간에 대한 STSEP

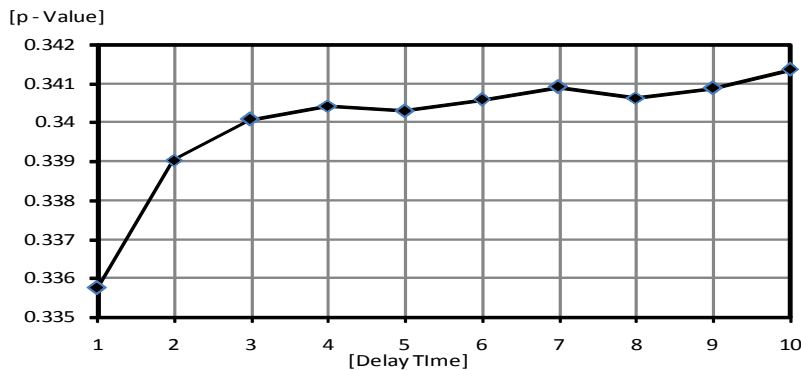
신호를 위상공간으로 변환하여 반복특성을 분석한다. 위상공간의 변환은 차원(m)과 시간 지연(L) 값을 결정하여야 한다. 반복자극의 해석은 집중자극과 비집중 자극과의 반복특성의 차이를 비선형적으로 나타내는 것이므로 최적의 차원과 시간지연은 m과 L을 변경하여 위상공간 벡터로부터 구한 집중자극에 대한 RQA, {NRP, REC, DET, VLs, TND, ENT, LAM, TT} 와 비집중 자극에 대한 RQA 값을 쌍으로 하는 paired t-test의 p-Value 값을 기준으로 설정하였다.

그림 2의 (a)와 (b)는 각각, 차원과 시간 지연에 대한 paired t-test 결과로서 m과 L은 p-value의 급격한 변화가 둔화되는 m=3, L=3으로 결정할 수 있으며, 결정된 값은 집중과 비집중과의 차이를 통계학적으로 구분할 수 있는 변곡점이다.

그림 3은 비집중시각자극(‘+’)과 집중시각자극(‘숫자’)에 대하여 동기된 (500샘플에서 1500샘플) 한 개의 자극구간(1초 자극구간은 1000샘플)에 대한 유발 전위



(a)



(b)

그림 2. (a) Embedded Dimension 과 (b) Delay time 변화에 따른 집중자극과 비집중자극 RQA 파라미터들의 paired t-test
Fig. 2. Paired t-test of RQA parameters for attention and inattention stimuli by varying the (a) embedded dimension, and (b) delay time.

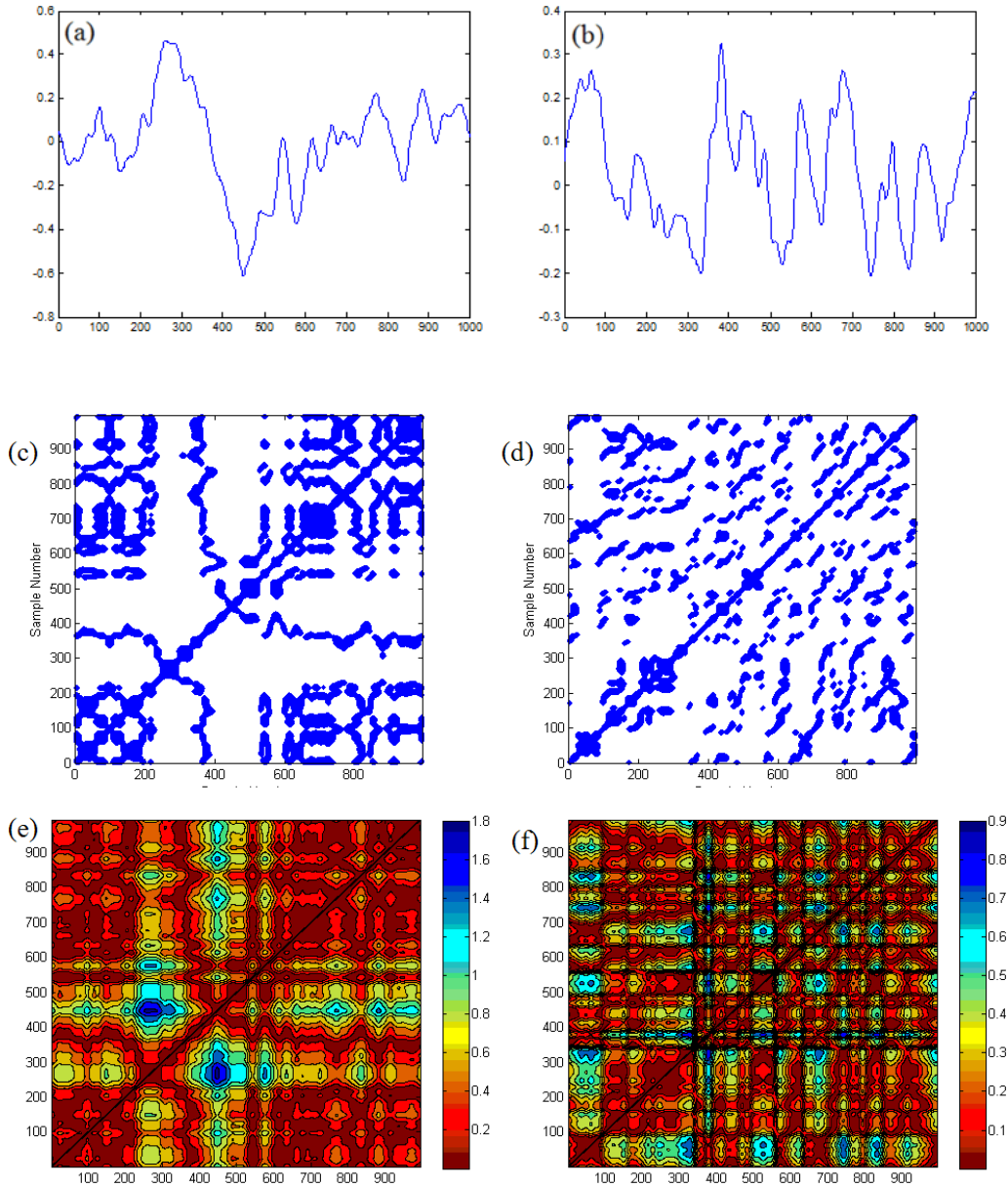


그림 3. 비집중시각자극(‘+’) 과 집중시각자극(‘숫자’)에 대한 한 개의 자극구간의 유발전위 (STSEP), 반복궤적(RP), 색상 반복궤적(CRP). (a) 비집중 STSEP, (b) 집중 STSEP, (c) 비집중 RP, (d) 비집중 RP, (e) 비집중 CRP, (f) 집중 CRP

Fig. 3. The STSEP, RP, and CRP of single trial stimulus interval for visual attentional stimulus (‘number’) and the inattention stimulus (‘+’). (a) inattentive STSEP, (b) attentive STSEP, (c) inattentive RP, (d) attentive RP, (e) inattentive CRP, and (f) attentive CRP.

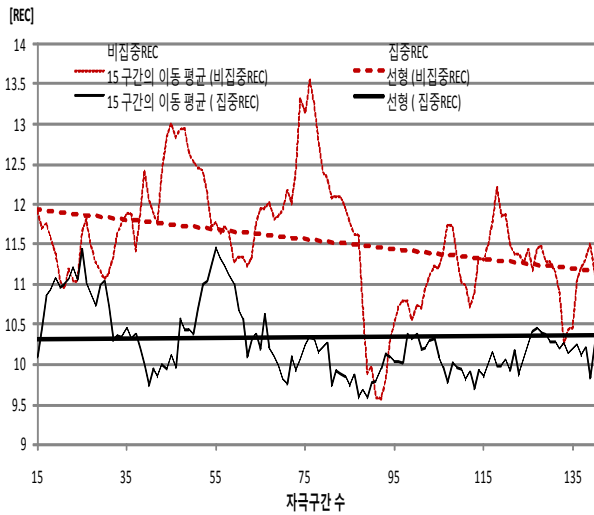
(STSEP)와 1000샘플에 대한 반복 궤적(RP)과 색상 반복 궤적(CRP) 이다. 여기서 (a)는 비집중 STSEP, (b)는 집중 STSEP, (c)는 비집중 RP, (d)는 집중 RP, (e)는 비집중 CRP, (f)는 집중 CRP이다. 비집중 STSEP와 집중 STSEP를 비교하면 자극 동기시점 (샘플 0)에서 약 300-400msec 구간에서 발생하는 시각자극에 대

한 p300 이 시각 자극 STSEP (a)에서는 완만하고 (x축 샘플 300지점), 자극에 집중하여 발생하는 STSEP (b)에서는 급격하게 (x축 샘플 350지점) 관측되고 있다. p300이 집중, 판단, 메모리 기능과 관련된 변화를 확인할 수 있었다. RP의 반복패턴은 비집중에서 집중보다 좀 더 규칙적인 형태 (수직선, 대각선의 길이가 길고,

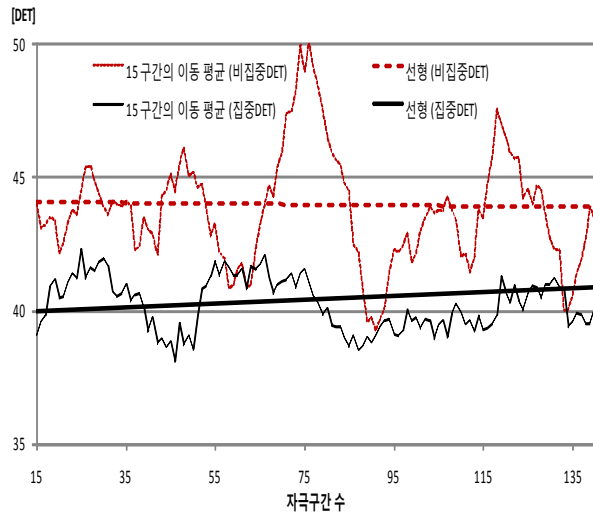
표 1. 전체 측정구간(p=144) 에 대한 비집중 자극과 집중 자극에 대한 RQA 요소 (NRP, REC, DET, VLs, TND, ENT, LAM, TT)간 대응표본 t-검정 결과

Table 1. The paired t-test of mean RQA parameters (NRP, REC, DET, VLs, TND, ENT, LAM, TT) of attention and inattention for total intervals (p=144).

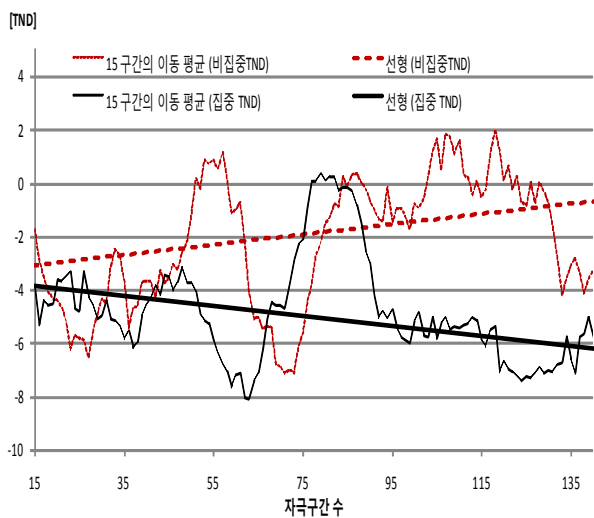
구분	비집중자극		집중자극		t	P-value p<0.05
	평균	표준편차	평균	표준편차		
NRP	57.110	14.246	51.024	11.525	3.984	.000
REC	11.57	2.89	10.34	2.34	3.984	.000
DET	43.95	8.42	40.38	5.94	4.272	.000
VLs	745.90	301.39	613.80	214.98	4.258	.000
TND	-1.99	7.98	-4.93	6.45	3.365	.001
ENT	4.80	0.26	4.72	0.22	3.014	.003
LAM	43.17	13.91	37.82	10.67	3.746	.000
TT	30.88	3.73	29.75	2.81	2.922	.004



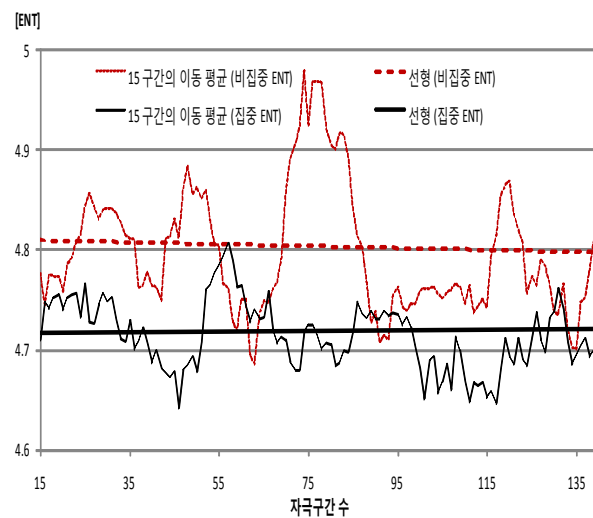
(a)



(b)



(c)



(d)

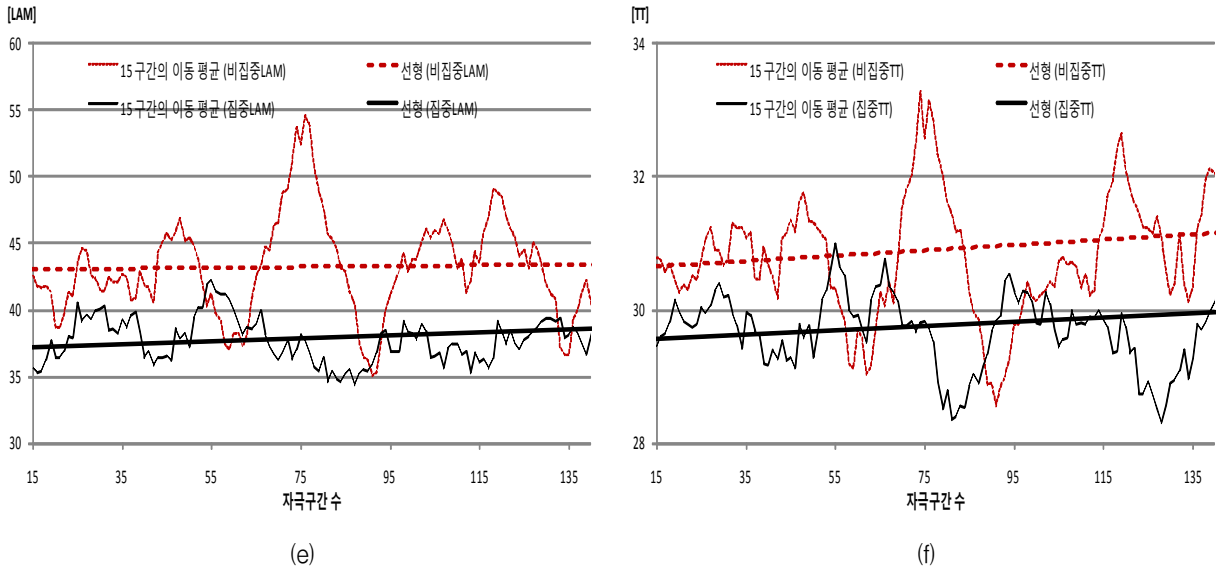


그림 4. 순차적 정량적 반복형태 분석 (SRQA) 파라미터 (a)REC, (b)DET, (c)TND, (d)ENT, (e)LAM, (f)TT의 변화 연속적인 144개 구간 (q)의 15 구간의 이동평균 (m) 곡선과 추세선

Fig. 4. Trend and moving averaged curves in terms of parameters extracted by sequential recurrence quantification analysis (REC, DET, TND, ENT, LAM, and TT) for sequential 144 intervals (q=144) with moving average of 15 intervals (m=15).

단위 정사각형의 크기가 크다)를 보이며, (d)는 (c)보다 좀 더 작은 점의 형태를 보이므로 급격한 변화와 불규칙적인 형태를 보이고 있다. 이진화 값이 아닌 반복행렬 값을 보여주는 CRP에서도 RP와 동일하게 집중이 비집중보다 더 작은 단위의 색 변화 형태를 보이고 있다. 즉, RP와 CRP를 통하여 집중과 비집중간의 비선형 카오스 특징인 반복궤적에서 차이가 나는 것을 확인할 수 있었다.

표 1의 대응표본 t검정결과에서 보이는 바와 같이 모든 정량적 반복형태 분석 파라미터 (RQA)가 통계적으로 유의미하게 서로 다름을 알 수 있었다. 비집중자극이 집중자극에 비해 좀 더 많은 RP (NRP, REC), 좀 더 많은 대각선 구조 점 (DEC), 좀 더 많은 수직선 수 (VLs), 좀 더 규칙적인 점들의 분포로 인한 안정성을 나타내는 좀 더 0에 접근한 TNT (Stationarity), 좀 더 큰 Information Entropy(ENT), 과 좀 더 긴 수직선 길이(TT) 특성을 보이고 있다. 즉, 평균적인 비집중자극에 대비하여 집중자극에 대한 반응은 균등 분포에서 비균등 분포로 결정론적 특성이 감소함을 보인다는 것을 알 수 있다.

그림 4는 순차적 정량적 반복형태 분석 (SRQA) 파라미터 REC, DET, TND, ENT, LAM, TT의 변화곡선이다. 연속적인 144개 구간 (q)와 15구간의 이동평균

(m) 곡선과 추세선이다. 그림 4.에서와 같이 집중 RQA 값과 비집중 RQA 값은 주위 환경과 집중상태에 따라 시간적으로 변화하는 비선형 형태를 띠고 있음을 확인할 수 있었으나, 추세선 통한 전체 분포는 집중과 비집중간의 비선형 카오스 특징인 반복궤적에서 차이가 나는 것을 확인할 수 있다.

IV. 토 의

실시간으로 측정 가능한 뇌파는 뇌의 현상 이해와 신경 정신학적 진단에 많이 사용되고 있으며, 선형, 비선형 해석 방법이 많이 연구되어 왔다^[1]. 특히 동적이며 구조적인 뇌 동작과 복잡한 뇌 현상을 표현하는 데는 한계점을 가진 선형적인 모델링 방법의 한계점을 보완하기 위하여 비선형적인 카오스 방식이 뇌파 연구에 적용되어 왔다^[1~2, 6, 8, 10]. 대표적으로 사용되어온 비선형 파라미터 차원은 뇌의 복잡 시스템의 자유도를 추정하며, 리아프노프 지수와 엔트로피는 초기조건에 민감한 비선형 카오스 시스템의 동역학에 따른 예측 불가능성을 표현하는 데 적용되어 왔다^[10]. 특히 기존의 제한된 해석을 넘은 새로운 분석의 시도로서 비선형 분석은 인간의 고차원적인 인지, 행동과 밀접한 관련이 있는 인

식, 인지, 및 수면 신호의 해석에 많이 적용되어 왔다^[1]. 뇌는 고차원적인 복잡도를 갖는 시스템이며, 복잡도는 개별적인 신경이 아닌 여러 신경이 조합되어 상호 연관되어 지속적으로 주위에 적응 반응할 때의 비선형 상태이다^[7]. 뇌의 신경 네트워크의 조합 및 동작은 시간에 따라 변화하며 재조합 및 여러 신경이 뇌의 여러 부위에서 그룹으로 협력하여 동조하는 시변특성을 갖는 비선형 시스템으로 가정할 수 있었다. 뇌 기능과 작용에 따른 뇌 발진 현상과 동조 특성은 비선형 동적 시스템의 특징으로 관측되고 있다. 관측되는 뇌파는 예측 불가능하지만 뇌파의 동적 시스템 특성이 비선형 미분 방정식으로 표현할 수 있으므로 해석적 카오스(Deterministic chaos)으로 모델링이 가능하다^[1].

뇌의 복잡 시스템의 현재 상태는 과거 상태에 의존적이며, 초기 상태로부터 시간에 따라 진화하며 뇌파로 나타나므로, 측정된 뇌파 신호는 상태공간으로 변환(위상 변환)하여 비선형 시스템의 특징을 표현한다. 위상공간은 복잡한 뇌 현상을 기하학적이며 종합적으로 표현한 상태공간이다^[7]. 뇌의 비선형 시변특성 해석은 궁극적으로 한정된 공간 상태로 수렴하는 제한조건하에서 해석이 가능하므로 뇌파의 카오스 해석은 일반적으로 소모 해석적(Dissipative deterministic)동적 시스템으로 모델링 한다^[1]. 즉, 소모 해석적 동적 시스템으로 모델링 된 뇌파의 카오스 해석을 위해서는 많은 양의 뇌파 데이터가 필요로 하게 되므로, 기존의 카오스 해석 방법은 제한적인 데이터로 뇌파의 특성을 해석하는데는 한계가 있다.

비교적 작은 데이터를 사용하여 시변하는 뇌의 복잡도 변화를 해석을 가능하게 하는 방법이 연속적인 자극을 주어서 뇌파를 측정하는 유발 전위 방법이다. 뇌는 같은 종류의 자극에 대하여 같은 반응을 하고, 언제나 같은 뇌 부위에서 반응하고, 뇌파신호를 발생한다는 가정 아래서 측정된 신호가 유발 전위이다^[6]. 정상적이며, 휴식기간의 뇌는 복잡한 작용을 하지 않는 저차원이며 단순한 카오스 시스템으로^[9], 집중하고 작업하는 동안의 뇌 기능이 활성화되고 복잡한 기능을 하는 고차원이며, 복잡한 카오스 시스템으로 간주할 수 있다. 따라서 집중 자극은 좀 더 복잡한 뇌의 처리를 의미하며, 이때의 뇌는 복잡한 카오스 시스템이며, 비집중 자극은 뇌의 정상상태 회복과 관련이 되어 단순한 카오스 시스템으로 가정할 수 있다. 또한, 복잡도는 주어진

자극의 복잡도와 어려움, 개인의 지능, 인지능력에 따라 바뀌며, 시간에 따른 피로도, 적응 정도(증가 또는 감소 패턴), 주위환경의 변화에 영향을 받는 시변 특성을 보이게 된다.

시스템의 상태가 비선형 미분방정식에 따라 시스템의 상태가 변화하는 것이 비선형 시스템의 동적 특성이므로, 상태공간에서 시간에 따라 연속하는 점들의 궤적은 시스템의 동적 시변특성을 나타낸다. 제한된 데이터를 사용하여 유사한 상태궤적의 수를 측정하고 시간에 따라 변화하는 동적 상태의 반복 형태를 측정하는 비선형 특징해석 기법이 반복궤적 방법이다^[2]. 반복궤적 방법은 시계열 데이터의 숨겨진 형태를 찾아내고 시변 동적 해석을 가능하게 한다^[7].

그러므로 반복궤적으로부터 계산한 정량적 분석 파라미터(SRQA)의 평균값은 뇌의 집중과 비집중에 대한 비선형 특성을 표현한다. 특히 기존의 청각자극 유발 전위^[6]에 비하여 좀 더 긴 구간에서 유발되며, 큰 진폭의 유발전위를 보이는 시각자극 유발 전위가 뇌의 비선형성을 해석하는 데 적절하며, 복잡한 뇌의 작용에 해당하는 집중 시의 뇌가 비집중 시보다 좀 더 복잡한 비선형 카오스 시스템이라는 가정이, 비집중 시의 뇌가 집중보다 좀 더 단순한 SRQA 파라미터 값으로 관측되었다(그림3, 표 1. 참조). 단순한 비집중 시에 좀 더 많은 위상공간 궤적의 반복패턴(NRP, REC, VLs, LAM, TT), 시스템의 안정성[Webber]과 관계되는 긴 대각선(DET), 균일 할수록 0에 근접한 특성을 보이는 0에 근접한 TND, 반복되는 유발응답 보다 광범위한 분포 특성을 보이는 좀 더 큰 값의 ENT는 기존의 RQA 해석과 일치하였다.

유발 전위는 뇌는 같은 종류의 자극에 대하여 같은 반응을 하고, 언제나 같은 뇌 부위에서 반응하고, 뇌파신호를 발생한다는 가정이 완전히 일치하지 않는 것이 SRQA로부터 확인할 수 있었다(그림 4. 참조). 국부적으로 뇌의 복잡도는 시간에 따른 변화가 있으나(이동평균 곡선 참조), 전체적인 비집중과 집중에 관한 복잡도 차이(집중 시 비집중보다 높은 SRQA 값)를 추세선 곡선을 통하여 확인하였으며, 평균 특성(표 1. 참조)과 일치함을 알 수 있다. 즉, 복잡도는 피로도와 적응 정도의 변화를 주는 시간에 따른 변화(그림 4. 추세선의 증가, 감소 패턴)와, 뇌 상태와 주위환경의 변화에 영향(그림 4. 이동평균 곡선의 진동변화 특성)을 받는 시변

특성을 보이게 된다. 또한, 집중과 비집중의 대응하는 반복궤적의 정량적 분석 파라미터의 쌍은 카오스 해석의 시작점인 시계열 데이터를 위상상태 벡터로 변환하는 위상변환의 차원과 시간 지연을 결정하는 정보를 포함함을 알 수 있다 (그림 2. 참조).

V. 결 론

집중에 관한 뇌의 반응 해석은 인간의 인지, 행동의 이해에 기본적인 요소이다. 본 연구에서는 일반적으로 청각자극보다 넓은 자극응답과 큰 진폭을 보이는 시각자극에 대한 뇌의 집중, 비집중 상태의 차이와 특성을 비선형 분석하였다. 적은 샘플 데이터와 시간에 따른 변화특성을 해석하기 위하여 카오스 분석은 반복 궤적법을 사용하였으며, 반복정량분석으로 추출한 반복궤적, 색상 반복 궤적의 도식적 표현법, 비선형 특징 파라미터들 (NRP, REC, DET, VLs, TND, ENT, LAM, TT)의 평균특징과 순차적 시변 특성을 제시하였다. 집중, 비집중 도식과 파라미터 쌍은 위상공간 변환의 차원과 시간 지연을 결정하기 위한 정보를 제공하였으며, 비집중 시의 뇌가 집중 시의 뇌보다 단순하다는 특징을 보였으며, 유발 자극에 대한 유발 전위는 평균적 의미에서 동일 반응을 보이거나 국부적으로는 환경과 상태에 따라 변화하였다. 본 실험을 통하여 시각자극에 대한 집중과 비집중에 대한 뇌의 비선형 현상을 해석하기 위한 가능성을 보였다.

REFERENCES

[1] Stam, Cornelis J. "Nonlinear dynamical analysis of EEG and MEG: review of an emerging field." *Clinical Neurophysiology*, Vol.116, No.10, pp.2226-2301, 2005.

[2] Webber Jr, Charles L., and Joseph P. Zbilut. "Recurrence quantification analysis of nonlinear dynamical systems." *Tutorials in contemporary nonlinear methods for the behavioral sciences* pp.26-94, 2005.

[3] Takens, Floris. "Detecting strange attractors in turbulence." *Dynamical systems and turbulence, Warwick 1980.* (pp.366-381). Springer Berlin Heidelberg, 1981.

[4] Eckmann, Jean-Pierre, S. Oliffson Kamphorst,

and David Ruelle. "Recurrence plots of dynamical systems." *Europhys. Lett* Vol.4, No.9, pp.973-977, 1987.

[5] Zbilut, Joseph P., and Charles L. Webber. "Embeddings and delays as derived from quantification of recurrence plots." *Physics letters A* Vol.171, No.3, pp.199-203, 1992.

[6] Marwan, Norbert, Andreas Groth, and Jürgen Kurths. *Quantification of order patterns recurrence plots of event related potentials.* Zentrum für Technomathematik, 2005.

[7] Faure, Philippe, and Henri Korn. "Is there chaos in the brain? I. Concepts of nonlinear dynamics and methods of investigation." *Comptes Rendus de l'Académie des Sciences-Series III-Sciences de la Vie* Vol.324, No.9, pp.773-793, 2001.

[8] S. Carrubba, C. Frlot, A. Chesson, A.A. Marino, "Detection of nonlinear event-related potentials," *Journal of neuroscience methods*, Vol.157, no.1, pp.39-47, 2006.

[9] Gautama, Temujin, Danilo P. Mandic, and Marc M. Van Hulle. "Indications of nonlinear structures in brain electrical activity." *Physical Review E* Vol.67, No.4, 2003.

[10] Pritchard, Walter S., and Dennis W. Duke. "Measuring chaos in the brain—a tutorial review of EEG dimension estimation." *Brain and Cognition*, Vol.27, No.3, pp.353-397, 1995.

저 자 소 개



이 병 채(정회원)
1987년 연세대학교
전기공학과 학사
1989년 연세대학교
전기공학과 석사
1995년 연세대학교
전기공학과 박사

1998년~현재 용인송담대학교 의료정보과 부교수
<주관심분야 : 생체신호처리, u-Health, 의료정보
시스템>



유 선 국(정회원)-교신저자
1981년 연세대학교 전기공학과
학사
1985년 연세대학교 전기공학과
석사
1989년 연세대학교 전기공학과
박사

1995년~현재 연세대학교 의과대학 의학공학교실
교수
<주관심분야 : u-Health, 의료영상, 생체신호처리
및 패턴인식, 감성공학>



김 혜 진(학생회원)
2012년 건국대학교
의용메카트로닉스 학사
2012년~현재 연세대학교 대학원
생체공학협동과정 석사과
정

<주관심분야 : 생체신호처리, 패턴
인식>