

뇌파신호의 카오스 특징 추출을 위한 통합 시스템의 개발

우용호, *김현술, *김택수, **최윤호, *박상희
*연세대학교 전기공학과, **경기대학교 전자공학과

A Study on the Development of Integrated Chaos Analysis System for EEG

*Yong-Ho Woo, *Hyun-Sool Kim, *Taek-Soo Kim, **Yoon-Ho Choi, *Sang-Hui Park
* Dept. of Electrical Eng. Yonsei Univ., ** Dept. of Electronics Eng. Kyonggi Univ.

=Abstract=

In this paper, an integrated chaos analysis system for EEG (ICASE) is designed for the analysis of brain functions based on the chaos theory. Nonlinear dynamic characteristics of EEG such as 3-D attractor, Poincaré section, correlation dimension, Lyapunov exponents and power spectrum are extracted by this system. The results show that chaotic attractors which indicate the presence of deterministic dynamics of complex nature could be identified from a routine EEG recording for normal and pathological activity. This proves that the chaotic analysis of EEG may be an appropriate tool in the classification of brain activity and thus a possible diagnostic tool.

1. 서 론

뇌파의 가장 무렷한 특징은 규칙적인 리듬이 존재한다는 것이다. 뇌파의 리듬은 일반적으로 주파수 대역에 따라 8~13Hz의 주파수 성분을 갖는 α 리듬, 20~30Hz의 주파수 성분을 갖는 β 리듬, 4~8Hz의 θ 리듬, 4Hz미만의 δ 리듬 등으로 구분된다[1].

뇌파의 분석에는 기록용지의 시작적 검사방법, 푸리에 변환에 의한 대역별 스펙트럼의 정량적 해석방법이나 고속 푸리에 변환(FFT)을 이용하여 뇌파의 주파수 대역분포를 비교 검討할 수 있도록 한 2차원 뇌전도(TBM : Topographic Brain Mapping)기법 등이 주로 사용되어 왔다. 하지만 기록용지의 시작적 검사에 의한 방법은 고도의 전문성을 요하며 주관적 판단에 의하기 때문에 정량성을 기대하기 어렵고, 주파수 변환에 의한 해석방법도 뇌파를 단순한 정현파와 여현파의 합으로 보는 선형 근사 해석법이라는 한계를 가지고 있다.

한편, 비선형 동역학 시스템에 대한 최근 여러 연구에 의하여 “혼돈(chaos)”의 개념으로 다수의 변수를 갖는 복잡한 시스템을 분석하는 새로운 방법들이 제기되고 있다. 혼돈의 개념을 간단히 정의하면 “외부적인 동태가 불규칙하게 관찰이 되지만 내부적으로 진정론적인(deterministic) 규칙을 가지고 있는 동역학 시스템(dynamical system)으로부터 발생하는 현상”이라고 할 수 있다 [2][3].

본 연구에서는 뇌파 신호를 카오스 이론을 적용하여 분석할 수 있는 통합 카오스 뇌파 분석 시스템(Integrated Chaos Analysis System for EEG : ICASE)을 설계하고자 한다. 또한 초기 용광 연구로서, 제작된 분석기를 이용하여 입력된 뇌파 신호가 카오스 신호인가를 구분하고 정상적인 뇌파와 비정상적인 뇌파의 비선형적 특성을 분석함으로써 폐현인식 등에 의한 진단 가능성을 제시하고자 한다.

2. 뇌파 신호의 카오스 이론적 분석방법

2.1 Embedding

일반적으로 연속신호 $x(t)$ 에 대하여 표본화 간격(sampling interval)을 T_s 로 하여 관측된 이산신호 $x(k)$ 를 얻었다고 하자. 즉,

$$\{x(k) \mid k = 1, 2, \dots, N\} \quad (1)$$

식 (1)에서 $x(k)$ 는 $x(kT_s)$ 를 의미한다.

$x(t)$ 는 동역학 시스템을 완전히 표현할 수 있는 n개의 상태 변수 중의 하나이고 그 궤적(trajectory)은 시스템의 d-차원($d \leq n$) 위상 공간상의 아트랙터(attractor) X 위에 존재한다고 가정한다. 시스템의 시간적 진행이 혼돈적(chaotic)이면 X 는 비정수(noninteger)의 차원을 갖는 기이한 끌개(strange attractor)가 된다. Packard[4]와 Takens[5] 등은 식 (1)의 시계열로부터 궤적 X 를 다음과 같이 M차원의 공간으로 재구성 즉, 임베딩(embedding)할 수 있음을 보았다.

$$\begin{aligned} y(M, 1) &= (x(1), x(1+L), \dots, x(1+(M-1)L)), \\ y(M, 2) &= (x(1+J), x(1+J+L), \dots, x(1+J+(M-1)L)), \\ &\vdots \\ y(M, p) &= (x(1+(p-1)J), x(1+(p-1)J+L), \dots, x(1+(p-1)J+(M-1)L)), \\ &\vdots \\ Y &= \{y(M, k) \mid k=1, 2, \dots, N_M\}, N_M = N - (M-1)L \end{aligned} \quad (2)$$

식 (2)에서 Y 는 궤적 X 를 M 차원의 공간으로 재구성한 것이고 L 은 각 임베딩 벡터의 요소간의 표본간격이며 J 는 임베딩 벡터들의 첫 번째 요소간의 표본간격이다.

2.2 Poincaré 단면

Takens의 임베딩 이론에 의하여 동역학 시스템의 동태는 위상 공간에서 그 특징을 관찰할 수 있다. 하지만 때로 위상 공간상에서도 시스템의 동태가 무렷이 관찰되지 않는 경우가 발생하며 이러한 경우 새로운 접근 방법이 요구된다. 그 보조적인 수단으로 제안된 것이 프랑스의 과학자 Henri Poincaré가 제안한 Poincaré 단면이다[6].

동역학적 이론에서 본 Poincaré 단면을 다음과 같이 설명할 수 있다. 즉, 7을 n 차원 공간 R^n 상의 호름 ϕ_t 의 궤적이라고 하면 차원이 $n-1$ 인 Σ 주변의 국부단면 $\Sigma \subset R^n$ 을 찾을 수 있다. 단면은 반드시 평면일 필요는 없지만 호름 ϕ_t 에 대해서는 수직방향이어야 한다. 이 때 7주변 이웃에 있는 모든 궤적은 Σ 를 통과하게 된다. 한편 한 점 \bar{x} 에서의 Σ 에 대한 단위 직교 벡터를 $M(\bar{x})$ 라고 할 때 기술적으로 모든 $\bar{x} \in \Sigma$ 에 대하여 $M(\bar{x}) \cdot M(\bar{x}) = 0$ 이 되어야 한다.

궤적 γ 가 평면 Σ 를 통과하는 점을 \bar{P} 라고 하면 $\bar{q} \in \Sigma$ 는 \bar{P} 의 이웃하는 점이라고 하면 Poincaré 단면상의 맵 혹은 사상은 식 (3)과 같이 정의할 수 있다.

$$\bar{P}: \Sigma \rightarrow \Sigma \quad \bar{P}(\bar{q}) = \phi_r(\bar{q}) \quad (3)$$

여기서 $r = \bar{r}(\bar{q})$ 는 \bar{q} 점에서 시작된 궤적이 다시 Σ 평면상으로 돌아오는데 소요되는 시간이 된다.

2.3 상관 차원

차원이란 주어진 정확도내에서 n 차원의 위상 공간에 임베딩된

이트랙터상의 한 점의 위치를 밟는데 필요한 정보량이다. 특히 상관차원(correlation dimension)은 이트랙터의 기하학적 특성을 정량화한 값으로 혼돈현상을 분석하는데 중요한 지수이다.

상관차원을 구하기 위한 전 단계로 M차원의 임베딩에서 상관적분(correlation integral) $C(M, r)$ 은 다음과 같이 정의된다[7].

$$C(M, r) = (1/N_r) \sum_{1 \leq i \leq N_r} \Theta(r - |y(M, i) - y(M, j)|),$$

$\Theta(\cdot)$: heaviside unit-step function (4)

일반적으로 자기상관(autocorrelation)을 이용한 상관시간(correlation time) r_0 을 구하여 이보다 시간적으로 멀리 떨어져 있는 벡터들에 대해서 계산한 결과를 취한다. N_r 는 이 때 사용된 벡터 쌍들의 개수이다[7].

한편, Grassberger와 Procaccia는 상관차원 D_2 를 식(5)와 같이 구할 수 있음을 보았다[2]. 즉,

$$D_2 = \lim_{M \rightarrow \infty} \lim_{r \rightarrow 0} D_2(M, r) \quad (5)$$

여기서 $D_2(M, r)$ 은 $C_M(r)$ 을 r 에 대하여 log-log 그래프로 나타낸 때의 기울기 즉,

$$D_2(M, r) = d [\log_r C(M, r)] / d [\log_r(r)] \quad (6)$$

이다. 식 (6)에서 r 이 아주 작은 경우에는 잡음에 영향을 받기 쉬워 기울기를 구하기 힘들고 또한 M 의 값은 계산상의 문제 때문에 무한히 크게 할 수 없기 때문에 $D_2(M, r)$ 은 주어진 M 에 대해서, $D_2(M, r) - \ln(r)$ 그래프에서 평평한 부분 즉, $D_2(M, r)$ 이 r 값에 따라 변하지 않는 척도영역(scaling region) (r_1, r_2)에서의 값을 취하며, 상관차원은 M 값을 증가시켜 $D_2(M, r)$ 이 포화할 때의 값으로 정한다. 한편, 이러한 척도영역이 불분명할 때는 이트랙터의 차원을 정확히 추정하는 것은 불가능하게 된다.

2.4 Lyapunov 지수

Lyapunov 지수는 위상 공간에 있어서 바로 이웃하는 궤도들의 발산 혹은 수렴하는 평균 지수 으로서 혼돈 시스템의 특성을 대수적 방법으로 분석한다. 즉 초기 조건에 따라 시스템의 동태의 차이가 지수적으로 빨라지는 것을 정량화한 것이라 할 수 있다. 이러한 Lyapunov 지수의 크기는 시스템의 혼돈 정도를 나타낸다고 할 수 있다. 즉 그 값이 크면 를 수록 혼돈적 특성이 더욱 강하여 예측하기가 힘들다. 특히 Lyapunov 지수가 양의 값을 갖는 경우는 시스템의 동태가 지수적으로 발산하게 되어 초기 조건에 대하여 민감하게 종속된다. 이러한 경우는 거의 혼돈 시스템이라고 할 수 있다[8].

한편, 동역학적인 이론에 의하여 Lyapunov 지수 및 Lyapunov 스펙트럼을 정의하면 다음과 같다[9][10].

n 차원의 이산 역학계는 일반적으로 식 (7)과 같이 표현할 수 있다.

$$x_{t+1} = F(x_t, \mu), \quad x_t \in \mathbb{R}^n \quad (7)$$

여기서, x_t 는 이산 시간 t 에 있어서 상태, μ 는 파라미터, 벡터 F 는 n 차원 사상이다.

Lyapunov 스펙트럼을 하기 위해 우선 x_t 의 미소 변위를 δx_t 라 하면 식 (8)과 같아진다.

$$x_{t+1} + \delta x_{t+1} = F(x_t + \delta x_t) \quad (8)$$

한편, Taylor 전개에서 선형근사함으로써 x_t 의 미소변위 δx_t 에 관한 사상을 얻는다.

$$\delta x_{t+1} = DF(x_t) \delta x_t \quad (9)$$

여기에서 $DF(x_t)$ 는 점 x_t 에서의 F 의 자코비안(jacobian) 행렬이다. Lyapunov 스펙트럼은 행렬 DF_N 즉,

$$DF_N = DF(x_{N-1}) DF(x_{N-2}) \cdots DF(x_0) \quad (10)$$

의 고유치 $\sigma_i(N)$ 을 이용해서 식 (11)과 같이 정의된다.

$$\lambda_i = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \log |\sigma_i(N)| \quad (11)$$

그리고 Lyapunov 지수는 이 들 λ_i 값 중에서 가장 큰 값으로 정의된다.

2.5 주파수 스펙트럼

혼돈 시스템을 분석하는 또 다른 방법으로 주파수 영역에서의 에너지 분포를 나타내는 주파수 스펙트럼의 분석 방법이 있다. 즉, 동역학 시스템의 시간에 따른 진행과정은 일정한 시간 간격으로 표본화되었을 때 동역학적 변수들의 시계열로 표현할 수 있으며, 이 때의 시계열은 주기적 성분들의 합으로 나타낼 수 있는데 이 각 주기적 성분들의 상대적 값인 주파수 스펙트럼에 의한 분석 방법이다.

시스템이 혼돈계임을 확인하는 과정에서 이러한 주파수 스펙트럼에 의한 분석방법이 많이 사용되며 특히, 뇌파의 경우 각 주파수대역에 따라 각각 δ (~4Hz), θ (4~8Hz), α (8~13Hz), β (20~30Hz)로 분류되어 뇌의 기능적 분석에 이용되기도 하며 또한 뇌파가 혼돈적 특성을 갖는가에 대한 정성적 분석의 지표로도 사용된다.

혼돈신호의 경우 스펙트럼상의 패턴이 $1/f$ 주파수 스펙트럼 특성을 관찰하여 혼돈 시스템을 구분할 수 있다. 이러한 스펙트럼 분석방법은 잡음에 영향을 크게 받지 않는다는 장점이 있으나 근본적으로 비선형 시스템인 혼돈 시스템을 선형적으로 근사화 한다는 한계가 있다. 하지만 신호의 혼돈 특성을 관찰할 수 있는 한가지 방법으로 널리 사용되고 있는 방법이다[11].

3. 실험장치 및 시스템 구성

본 연구에서 개발한 통합 카오스 뇌파 분석 시스템(Integrated Chaos Analysis System for EEG: ICASE)의 구성은 그림 1과 같다.

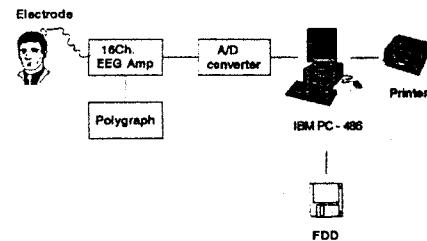


그림 1. 통합 카오스 뇌파 분석 시스템의 구성도

Fig. 1 Block diagram of integrated chaos analysis system for EEG

ICASE의 하드웨어는 뇌파 수집을 위한 전극, EEG 앰프, A/D 변환기, Polygraph, 데이터 처리용 컴퓨터, 모니터, 프린터 등으로 구성된다. 뇌파 데이터의 수집장치는 A/D converter와 제이슨 CPU로 구성된다. 즉 베인 컴퓨터로부터 생풀링 주파수, 수집 세팅 데이터 수, 데이터의 포맷, 변환의 개시 및 중지 등의 지시를 받아 제어된다. 또한 뇌파기로부터 전송된 데이터를 증폭하고 디지털 변환하여 컴퓨터로 송신하는 역할을 담당한다. 한편, 소프트웨어 시스템은 IBM PC-486 컴퓨터로 구성하였다. PC-486은 MS DOS 6.1에서 동작하며, 뇌파 데이터의 수신, 카오스 이트랙터의 계산 및 표시, Poincaré 단면의 계산 및 표시, 상관차원의 계산, Lyapunov 지수의 계산 및 데이터의 저장 등을 수행한다. 같은 뇌파라고 할지라도 실리 상태에 따라, 혹은 병리 상태에 따라 서로 다른 리듬을 가지고 있기 때문에 생풀링 주파수, 시간 간격, 임베딩 차원 등의 파라미터를 데이터에 따라 적절히 설정할 수 있는 시스템을 구성하였다.

4. 실험 및 결과 고찰

4. 1 수집된 뇌파 데이터

본 연구에서는 피검자의 뇌로부터 나오는 미세한 전기 신호를 받아 증폭시키고 용지에 기록하는 뇌파기로 Nihon Koden사의 16채널 뇌파기를 사용하였고 A/D 변환기로는 Data Translation사의 16채널, 12bit 해상도를 갖는 DT-2821을 사용하였다. 뇌파기의 각 채널에서 동일한 입력에 대하여 동일한 출력이 나오도록 조정하기 위하여 뇌파기 자체에서 발생하는 교정 신호인 50 μV, 10 Hz의 정현파를 각 증폭기에 입력하여 동일한 출력이 나오도록 이득 및 유탭을 조정하였다. 생풀링 주파수는 200Hz로 하였고 약 4~5분간의 데이터를 수집하였다. 본 연구에서 수집하여 분석 대상으로 한 뇌파 데이터는 α 파가 주도적인 뇌파, β 파가 주도적인 뇌파 그리고 간질성(epileptic) 뇌파 등이 있다.

며 그림 2는 이들 뇌파의 일부분을 보인 것이다.

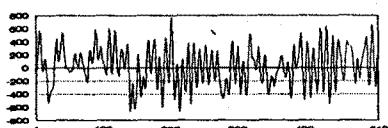


그림 2. 수집된 뇌파(간질성 뇌파)
Fig. 2 Selected EEG (Epileptic EEG)

4. 2 실험결과

그림 3은 간질성 뇌파를 3차원 위상 공간상에서 재구성한 것이다. 각 뇌파에 대한 위상 공간상의 재구성 결과 모든 뇌파에 대하여 아트랙터가 뚜렷이 관찰되는 것은 아니고 간질성 뇌파와 β 파가 주도적인 뇌파의 경우 뚜렷한 아트랙터의 형상을 관찰할 수 있었다.

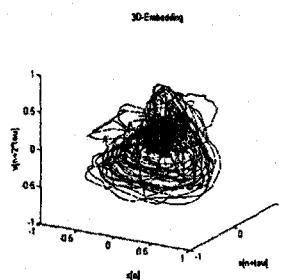


그림 3. 간질성 뇌파의 아트랙터 임베딩
Fig. 3 Attractor embedding of epileptic EEG

한편, 각 뇌파에 대하여 카오스적 특성을 분석한 결과는 표 1 및 표 2와 같다.

표 1. 뇌파 신호의 상관 차원 계산 결과

EEG data	channel	Correlation Dimension
EEG03 (epilepsy)	O1	3.10 ± 0.26
	F7	3.06 ± 0.12
	T8	3.24 ± 0.16
EEG04 (beta-dominant)	Fz	5.99 ± 0.54
	F3	7.55 ± 0.79
	C3	5.78 ± 0.64
EEG09 (alpha-dominant)	P3-1	4.34 ± 0.28
	P3-2	5.40 ± 0.72
	T5-1	4.56 ± 0.42

표 2. 뇌파 신호의 Lyapunov 지수 계산 결과

EEG data	channel	Lyapunov Exponent
EEG03 (epilepsy)	O1	0.68 ± 0.05
	F7	1.05 ± 0.07
	T8	0.66 ± 0.03
EEG04 (beta-dominant)	Fz	1.68 ± 0.09
	F3	2.63 ± 0.09
	C3	3.15 ± 0.04
EEG09 (alpha-dominant)	P3-1	1.45 ± 0.10
	P3-2	1.52 ± 0.09
	T5-1	1.22 ± 0.07

5. 결론

본 연구에서는 뇌파 신호뿐만 아니라 실전도, 근전도 등과 같은 다양한 생체 신호를 카오스 이론을 적용하여 분석할 수 있는 통합 카오스 분석 시스템을 설계하였다. 통합 카오스 분석 시스템은 뇌파신호의 위상 공간상에서의 동태를 관찰하기 위한 아트랙터의 재구성과 Poincaré 단면 구성, 1 차원의 뇌파 신호로부터 기하학적인 측면에서의 정보를 나타내는 상관차원의 계산, 초기 조건에 대한 민감도를 나타내는 Lyapunov 지수의 계산 및 주파수 스펙트럼 계산 등으로 구성하였다. 또한 α 파가 주도적인 뇌파, β 파가 주도적인 뇌파 그리고 간질성 뇌파 등을 수집하여 각 채널 및 시간에 따른 정량적 및 정성적 혼돈 특성의 분석을 하였다. 뇌파는 뇌의 기능 및 질환의 유무에 따라 각각 다른 혼돈적 지수를 갖는 특성을 나타내었으며, 이러한 혼돈 이론적 지수들은 향후 신경 과학의 영역에서 질환의 진단 및 뇌기능의 연구 및 진단의 수단으로 사용될 수 있다는 가능성을 제시하였다.

6. 참고문헌

- R. Spehlmann, *EEG Primer*, Elsevier/North-Holland Biomedical Press, 1981
- E. N. Lorenz, "Deterministic Nonperiodic Flow," *J. Atmospheric Sci.*, Vol. 20, No. 2, Mar, 1963
- P. Grassberger and I. Procaccia, "Measuring the Strangeness of Strange Attractor," *Physica D*, pp. 189~208, 1983
- N. H. Packard et al., "Geometry from a Time Series," *Phys. Rev. Lett.* 45, pp. 712~719, 1980
- F. Takens, *Dynamical Systems of Turbulence*, Springer, Berlin, 1981
- N. B. Tufillaro et al., *An Experimental Approach to Nonlinear Dynamics and Chaos*, Addison Wesley, 1992
- J. Theiler, "Spurious Dimension from Correlation Algorithms Applied to Limited Time-series Data," *Phys. Rev. A* 34, pp. 2427~, 1986
- Alan Wolf et al., "Determining Lyapunov Exponents from a Time series," *Physica 16D*, pp. 285~317, 1985
- J. P. Eckmann and D. Ruelle, "Ergodic Theory of Chaos and Strange Attractors," *Rev. Mod. Phys.*, Vol. 57, No. 3, pp. 617~656, 1985
- T. S. Parker and L. O. Chua, "Chaos : A Tutorial for Engineers," *Proc. IEEE*, Vol. 75, No. 8, pp. 982~1008, 1987
- R. D. Berger et al., "An Efficient Algorithm for Spectral Analysis of Rate Variability," *IEEE BME-33*, No. 9, pp. 900~904, 1986

본 연구는 산학협동제단의 연구비 지원으로 이루어졌음