

# 뇌전위의 Linear Complexity 분석에 의한 쾌, 불쾌상태의 구분

## Discrimination of a Pleasant and an Unpleasant State by Linear Complexity of EEG

최 정미, 배 병훈, \*황 민철, 김 수용  
뇌정보처리 연구실, 한국 과학 기술원, \*상명대

J.M.Choi, B.H.Bae, \*M.C.Whang and S.Y.Kim  
Brain Information Processing Lab. in KAIST, \*SangMyung University

### Abstract

Linear complexity(LC), which could quantify the modal structure, were calculated from electroencephalograms(EEGs) in four states such as a pleasant and relaxed, a pleasant and aroused, an unpleasant and relaxed, and an unpleasant and aroused state. Each state was evoked by visual stimuli of photographs for 28 subjects. Irrespective of relaxed or aroused state, LC could discriminate statistically between a pleasant and an unpleasant state(t-test;  $p < 0.01$ ). LCs in pleasant states were larger than those in unpleasant ones.

### I. 서론

뉴런집단의 활동을 반영하는 뇌전위는 무작위적으로 보인다. 이러한 뇌전위신호로부터 의미있는 정보를 추출하기 위한 노력

은 많은 연구자들에 의해 시도되어왔다. 특히 최근 몇 년간 뇌전위가 저차원의 카오스 게임이 제안되면서 뇌전위로부터 상관차원, 발산지수, 엔트로피 등의 비선형 변수를 추출하여 그 양상을 조사하는 연구자들이 급격히 늘어났다[1]. 이러한 카오스 변수는 적어도 1분 이상의 시간동안 유지되는 뇌 기능 상태에서 측정된 뇌전위를 요구하고 있어 주로 수면[2] 또는 간질[3], 치매[4-5], 정신분열[6]등과 같은 정신질환과 관련하여 연구가 진행되어왔다.

본 연구에서 수행한 감각적 자극으로 유발한 쾌 또는 불쾌의 감성상태는 수면이나 정신질환과 같이 오래 유지되지 않고 일시적이어서 측정한 뇌전위의 데이터 갯수가 카오스분석을 하기에는 다소 부족한 면이 있다. 그러나 신호의 복잡도를 반영하는 Linear Complexity 변수는 적은 데이터 개수의 뇌전위에서도 추출할 수 있다는 장점이

있어 일시적인 자극에 의해 유발한 쾌, 불쾌상태의 뇌전위 분석에 적합하다고 볼 수 있다. 특히 혈당 알코올농도의 변화에 따른 뇌전위의 Linear Complexity 값은 오히려 비선형 변수인 상관 차원(correlation dimension)보다 더 경향을 잘 반영하여 Linear Complexity 값은 신체의 변화를 잘 반영하는 변수로 알려져 있다[7].

본 논문에서는 28 명의 피험자에게 시각 자극을 제시하여 4 가지의 다른 상태-즉, 쾌하고 이완한 상태, 쾌하고 긴장한 상태, 불쾌하고 이완한 상태, 불쾌하고 긴장한 상태-를 유발하였다. 각 상태에서의 뇌전위로부터 Linear Complexity 값을 계산하여 쾌, 불쾌한 정도와 긴장, 이완한 정도에 따른 상관성을 분석하였다.

## II. 실험 방법

쾌 또는 불쾌한 감성을 유발하기 위해 피험자에게 15 종류의 사진을 대형스크린으로 제시하였다. 각 사진을 피험자에게 20 초 동안 제시하였으며 자극이 주어지는 동안 사진을 계속 응시하도록 지시하였다. 제시된 각 자극에 대해 22~26 세의 28 명으로 구성된 피험자 그룹의 뇌파를 8 채널, 0.0048s

의 샘플링시간으로 monopolar 타입으로 측정하였다. 피험자들은 각 자극 제시 후에 쾌, 불쾌도와 긴장, 이완도를 주관적으로 평가하였다. 각 제시된 자극에 대한 피험자들의 주관적 평가결과의 평균을 이용하여 4 가지의 다른 상태 - 즉, 쾌하면서 이완된 상태, 쾌하면서 긴장된 상태, 불쾌하면서 이완된 상태, 불쾌하면서 긴장된 상태- 를 유발한 자극을 추출하였다. 쾌하면서 이완된 상태를 유발한 사진은 나무가 있는 호수풍경이었고 쾌하면서 긴장된 상태를 유발한 사진은 젊은 남녀들이 파도타기를 즐기는 장면이었다. 불쾌하면서 이완된 상태를 유발한 사진은 지저분한 드라이기였고 불쾌하면서 긴장된 상태를 유발한 사진은 피투성이의 일그러진 사람얼굴 사진이었다.

표 1 은 4 가지 자극에 대한 피험자들의 주관적 평가 값의 평균값을 나타낸다. 표 1 에서 쾌도가 +5 일 때 가장 쾌한 상태이고 -5 일 때가 가장 불쾌한 상태를 의미한다. 긴장도가 +5 일 때 가장 긴장된 상태이고 -5 일 때가 가장 이완된 상태를 의미한다.

표 1. 4 가지 상태를 유발한 시각자극에 대해 28 명의 피험자의 쾌도와 긴장도의 주관적 평가결과를 평균적으로 나타내었다.

상태	쾌,이완	불쾌,이완	쾌,긴장	불쾌,긴장
쾌도	1.55	-0.28	0.82	-1.65
긴장도	-0.49	-0.84	1.32	1.43
자극용 사진	나무들이 있는 호수풍경	지저분한 드라이기	젊은 남녀의 파도타기	피투성이의 일그러진 얼굴

### III. Linear Complexity 분석법

Linear Complexity 값은 Modal decomposition 의 구조를 정량화하는 값으로 다음 식(1)과 같이 정의된다.

$$LC = -N / \sum \log \sigma_i \quad (1)$$

여기서  $\sigma$  는 correlation matrix 의 고유값(eigenvalue)이고  $N$  은 고유모드(eigenmode) 의 개수로서 LC 값을 정규화한다. Correlation matrix 는 시간적으로 적절하게 지연된 측사이의 cross-correlation 값으로 식(2)와 같이 구성하며 이 matrix 의 eigenvector 들은 일반적으로 독립된 주축들에 해당한다.

<Correlation Matrix> (2)

$$\frac{1}{N} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^N v_i v_i & \sum_{i=1}^N v_i v_{i+d} & \Lambda \Lambda & \sum_{i=1}^N v_i v_{i+(n-1)d} \\ M & M & & M \\ M & M & & M \\ \sum_{i=1}^N v_{i+(n-1)d} v_i & \sum_{i=1}^N v_{i+(n-1)d} v_{i+d} & \Lambda \Lambda & \sum_{i=1}^N v_{i+(n-1)d} v_{i+(n-1)d} \end{bmatrix}$$

시계열 데이터로부터  $d$  간격으로 지연된 축으로 구성된 공간에서  $i$  번째 상태는

으로  $(v_i, v_{i+d}, \Lambda \Lambda, v_{i+(n-1)d})$  표현된다.

지연시간(delay time)은 보통 autocorrelation 의 zero-crossing time 의 1/4 정도가 적당하다. LC 값은 각 고유모드에서의 고유값들이 같은 값을 지닐 때 가장 큰 값을 나타낸다. 즉 각 모드의 기여도가 치우치지않고 비슷할수록 더 복잡하다고 본다. 따라서 irregular 한 신호일수록 더 큰 LC 값을 지닌다.

### IV. 분석 결과 및 결론

실험방법에서 제시한 4 가지 상태일 때

측정한 뇌파신호에서 Linear Complexity 값을 추출하였다. 전두엽의 F8 인 지점에서 20 초 동안 샘플링한 4096 개의 데이터 개수에 대해 적용하였다. Linear Complexity 분석시 10 개의 지연개수(delay number)와 7 개의 모드개수(mode number)를 사용하였다. 28 명의 피험자에 대해 Linear Complexity 변수는 긴장 또는 이완 정도에 상관없이 쾌, 불쾌한 상태를 통계적으로 유의미하게 구별하였다(t-test;  $p < 0.01$ ). 표 2 에서와 같이 쾌한 상태에서 Linear Complexity 값의 평균은 12 정도였으며 이는 불쾌한 상태의 7.6 정도에 비해 큰 값을 나타냈다. 이는 그림 1 에서와 같이 쾌한 상태일 때 각 모드들이 고르게 활성화되고 불쾌한 상태일 때는 특정한 모드로 치우침을 의미한다. 통계 역학적인 관점에서 쾌한 상태일 때는 무질서도가 크다고 할 수 있으며 불쾌한 상태는 상대적으로 무질서도가 작은 상태라고 해석할 수 있다.

### 감사의 글

본 연구에 필요한 감성 실험을 수행해 주신 한국 표준 과학 연구소, 인간 공학실의 유 은경씨, 오 상훈씨, 변 은희 박사님께 감사드립니다. 본 연구는 G7 감성 공학 프로젝트의 지원을 받아 수행되었습니다.

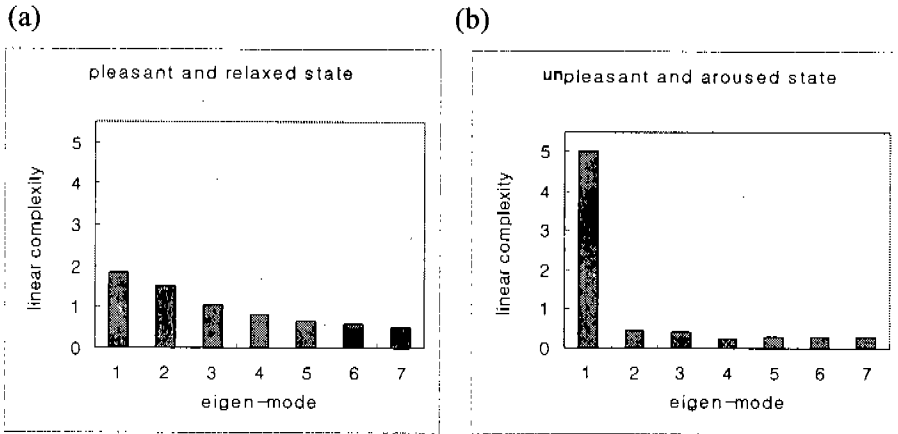


그림 1. 쾌한 상태와 불쾌한 상태일 때 전두엽의 F8 위치에서의 20 초간 측정된 뇌전위로부터 구한 7개의 고유모드(eigen-mode)에서의 고유값(eigen-value)분포를 나타낸다. 이러한 모드구조는 linear complexity 값으로 정량화되며 (a)의 쾌한 상태인 경우 LC 값은 23.38 이며 (b)의 불쾌한 상태일 때는 3.1 값을 지닌다.

표 2. 피험자 28 명에 대하여 4 가지 다른 상태일 때의 Linear Complexity 값을 나타낸다.

피험자	쾌, 이완	쾌, 긴장	불쾌, 이완	불쾌, 긴장
1	2.48	7.42	4.27	10.25
2	83.18	10.66	12.11	3.71
3	7.37	25.28	12.5	15.41
4	6.48	5.02	4.44	11.81
5	3.22	3.63	6.3	9.12
6	7.9	2.57	2.68	2.69
7	13.38	29.32	12.58	5.65
8	10.15	82.48	31.21	25.88
9	8.3	13.94	11.42	4.41
10	7.46	3.5	4.13	4.22
11	3.9	8	5.18	2.41
12	9.52	8.1	11.34	9.31
13	4.44	13.07	8.68	6.35

14	1.72	2.86	4.23	0.58
15	23.38	4.42	6.64	3.1
16	32.91	24.67	10.81	7.4
17	6.18	7.75	8.65	1.84
18	12.63	7.05	8.12	31.76
19	9.04	7.12	4.7	8.96
20	9.77	2.69	5.82	17.82
21	4.57	5.99	4.36	1.63
22	2.3	11.96	3.22	3.54
23	11.44	9.54	6.88	5.86
24	5.5	5.79	3.95	1.16
25	3.87	5.83	5.17	3.6
26	5.55	9.98	7.61	5.02
27	4.24	8.45	3.5	3.9
28	20.2	21.79	10.5	2.93
Average	11.467	12.46	7.8929	7.5114

참고문헌

[1]. Laurent Pezard, Jacques Martinerie, and et al, "Non-linear forecasting measurements of multichannel EEG dynamics,"

Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, vol.91, pp.383-391, 1994.

[2]. J.Roschke, J.Fell and P.Beckmann, "The calculation of the first positive Lyapunov exponent in sleep EEG data," Electroencephalography and Clinical

Neurophysiology, vol.86, pp.348-351, 1993.

[3]. E.T.Bullmore, M.J.Brammer, P.Bourlon, G.Alarcon and et al, "Fractal analysis of electroencephalographic signals intracerebrally recorded during 35 epileptic seizures," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol.91, pp.337-345, 1994.

[4]. Walter S. Pritchard, Dennis W. Duke, and Kerry L. Coburn, "Altered EEG Dynamical Responsivity Associated with Normal Aging and Probable Alzheimer's Disease," *Dementia*, vol.2, pp.102-105, 1991.

[5]. C.J.Stam, B.Jelles, H.A.M.Achtereekte, and et al, "Investigation of EEG non-linearity in dementia and Parkinson's disease," *Electroencephalography and Clinical*

*Neurophysiology*, vol.95, pp.309-317, 1995.

[6]. Joachim Roschke, Jurgen Fell, and Peter Beckmann, "Nonlinear analysis of sleep EEG data in schizophrenia calculation of the principle Lyapunov exponent," *Psychiatry Research*, vol.56, pp.257-269, 1995.

[7]. M. Palus, I. Dvorak and I. David, "Spatio-temporal dynamics of human EEG," *Physica A*, vol.185, pp.433-438, 1992.