

<http://dx.doi.org/10.7236/IIBC.2016.16.3.103>

IIBC 2016-3-14

뇌파 신호 기반 스트레스 상태 분류

Stress status classification based on EEG signals

강준수*, 장길진**, 이민호***

Jun-Su Kang*, Giljin Jang**, Minho Lee***

요 약 일상생활에서 인간은 끊임없이 스트레스를 받으며 살아간다. 스트레스는 삶의 질과 밀접하게 연관이 있으며, 건강한 삶은 스트레스에 적절하게 대처하며 살아가는 삶이다. 스트레스는 호르몬 분비에 영향을 주며, 호르몬 분비의 변화는 뇌 신호 및 생체 신호에 영향을 준다. 이를 바탕으로, 본 논문은 스트레스와 뇌파 신호와의 관련성을 확인하였으며, 더 나아가 뇌파 신호 기반 정량적 스트레스 지수를 찾아보았다. 사용한 뇌파 장비는 32채널 유선 EEG 장비이며, 상업용 2채널(FP1, FP2) 뇌파 장비와의 비교를 위해, 상업용 뇌파 장비와 동일한 위치에 있는 2채널만 이용하여 데이터를 분석하였다. 뇌파의 주파수 특징점으로는 각 주파수 대역대의 파워 값, 주파수 대역대 파워 값들 간의 비율 및 차이 등을 테스트해 보았으며, 시간 특징점으로는 허스트 지수, 상관 지수, 리아프노프 지수 등을 테스트해 보았다. 총 6명의 피 실험자가 본 실험에 참여하였으며, 실험 과제로는 영어 지문이 사용되었다. 여러 특징점들 중 $\frac{\theta \text{ 파워}}{\text{mid } \beta \text{ 파워}}$ 가 가장 좋은 테스트 성능을 보여줬으며, 테스트 데이터에 대하여 평균 70.8%의 스트레스 분류 정확도를 얻었다. 추후, 저가 상용 2채널 뇌파 장치를 이용해서 비슷한 결과가 나오는지 확인해 볼 예정이다.

Abstract In daily life, humans get stress very often. Stress is one of the important factors of healthy life and closely related to the quality of life. Too much stress is known to cause hormone imbalance of our body, and it is observed by the brain and bio signals. Based on this, the relationship between brain signal and stress is explored, and brain signal based stress index is proposed in our work. In this study, an EEG measurement device with 32 channels is adopted. However, only two channels (FP1, FP2) are used to this study considering the applicability of the proposed method in real environment, and to compare it with the commercial 2 channel EEG device. Frequency domain features are power of each frequency bands, subtraction, addition, or division by each frequency bands. Features in time domain are hurst exponent, correlation dimension, lyapunov exponent, etc. Total 6 subjects are participated in this experiment with English sentence reading task given. Among several candidate features, $\frac{\theta \text{ power}}{\text{mid } \beta \text{ power}}$ shows the best test performance (70.8%). For future work, we will confirm the results is consistent in low price EEG device.

Key Words : EEG, stress status, stress classification, features of time and frequency domain

*준회원, 경북대학교 전자공학부

**정회원, 경북대학교 전자공학부

***정회원, 경북대학교 전자공학부 (교신저자)

접수일자: 2016년 4월 5일, 수정완료일: 2016년 5월 5일

게재확정일: 2016년 6월 10일

Received: 5 April, 2016 / Revised: 5 May, 2016 /

Accepted: 10 June, 2016

***Corresponding Author: mhlee@gmail.com

School of Electronics Engineering, Kyungpook National University,
South Korea

I. 서 론

일상생활에서 인간은 끊임없이 스트레스를 받으며 살아간다. 스트레스는 외부 또는 내부의 자극에 대한 신체 및 정신적인 반응들의 조합이며, 스트레스의 원인이 되는 것들을 명명하는 용어로 stressor라는 용어가 사용된다^[1, 2]. Stressor의 종류로는 여러 가지가 있으며 사람들 간의 관계, 환경의 변화, 성과에 대한 압박, 재정 상태 등이 관련 된다. 과도한 스트레스로 인한 증상으로는 두통, 피로, 소화 불량, 불면증, 분노, 빠른 호흡, 불안, 빠른 심박수 등이 있다^[3]. 위와 같은 나쁜 측면의 스트레스 증상들도 있지만, 같은 스트레스라도 대처하는 방식에 따라 개인의 역량 향상에 도움을 줄 수도 있다. 일을 진행하는데 있어서, 과도한 양의 스트레스는 일을 처리하는 사람으로 하여금 의욕을 떨어뜨리는 반면, 적당한 양의 스트레스는 긴장감을 조성하여 수행하고 있는 일의 추진력을 증진시킨다. 반면, 어떠한 스트레스 자극도 없다면 일의 권태에 빠질 가능성이 높아진다. 즉, 일상에서 적당한 양의 스트레스에 대한 대처가 중요하다^[4]. 이 연구는 사용자 스트레스 정도를 파악하는 효과적인 방법을 제안한다.

스트레스를 측정하는 방법으로는 크게 1) 설문지 조사 방식, 2) 호르몬 측정 방식, 3) 비 침습적(non-invasive) 측정 방식이 있다^[3]. 설문지 조사 방식은 가장 쉽고 일반적인 스트레스 측정 방식이지만, 사용자의 설문지 이해 정도에 따라 측정 정확도의 오차가 크게 발생할 수 있다. 호르몬 측정 방식은 스트레스 하에서의 증가 또는 감소하는 호르몬 정보(코티솔 또는 카테콜아민)를 혈액 또는 소변으로부터 추출하여 스트레스를 추정한다^[5, 6]. 이 방식의 경우, 사용자의 스트레스 정도를 실시간으로 파악하기 어렵고 비용이 많이 소요되는 단점이 있다. 비 침습적 방법으로는 심박수^[7], 혈압^[8], 동공 크기^[9] 등의 특징들로부터 스트레스 추정을 행한 연구들이 있으며, 본 연구에서는 인간의 정신상태 및 인지와 관련된 뇌파 신호를 이용하여 스트레스 정보를 추정하였다.

II. 연구 방법

1. 연구대상

본 실험에 참여한 사람은 총 6명(남자 5명, 여자 1명)의 대학생이며, 이들의 평균 나이는 24.16세(±2.19세)이

다. 피 실험자들의 시력은 정상 범위에 있었으며, 눈이 안 좋은 피 실험자들은 안경을 착용하여 시력이 교정된 상태로 실험을 진행하였다.

2. 실험설계

스트레스 지표 추정을 위하여 영어 듣기 문제를 이용하였으며, 영어 듣기 문제의 난이도 조절을 통하여 스트레스 레벨을 조절하였다. 영어 듣기 문제의 유형은 난이도에 따른 4가지 형태로 나뉘며, 각각은 다음과 같은 특징을 가진다. 첫 번째 유형은 영어 듣기 지문의 길이가 짧고, 해당되는 문제 및 객관식 답안들이 영어 듣기 지문의 시작과 동시에 제시된다. 두 번째 형태는 짧은 영어지문 하나에 3개의 문항이 제시되며, 영어 듣기 시에는 문제만 보여주고, 영어 듣기가 끝난 후 객관식 답안들을 보여준다. 세 번째 형태는 긴 영어지문 하나에 4개의 문항이 제시되며, 두 번째 부분과 동일하게 영어듣기 시에는 문제만 보여주고, 영어 듣기가 끝나면 객관식 답안들을 보여준다. 네 번째 형태는 긴 영어 지문 하나에 4개의 문항이 제시되며, 영어 지문에 해당하는 문항 및 선택 안들은 영어 지문이 모두 끝난 후 주어진다. 또한, 각 부분이 종료된 후, 각 피 실험자들은 영어 듣기 시에 자신의 스트레스 정도와 해당 부분의 문제들에 대한 난이도를 기록하였다.

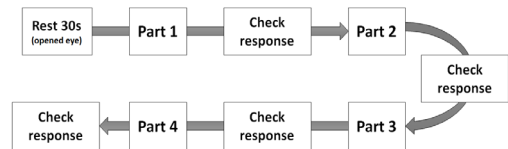


그림 1. 실험 순서도
Fig. 1. Paradigm of the experiment

<p>3. Why wasn't the girl's computer working?</p> <p>① Because she clicked the close button too many times.</p> <p>② Because the computer has virus.</p> <p>③ Because the computer was not turned on.</p> <p>④ Because she didn't restart the computer.</p>	<p>13-15</p> <p>13. When is the class taking the field trip?</p> <p>14. What does the teacher want the students to experience?</p> <p>15. Why can't the speaker imagine living a long time ago?</p>
<p>19-22</p> <p>19. Where is the conversation probably taking place?</p> <p>20. Why is the boy surprised?</p> <p>21. What caused plans to change during the trip to the mountains?</p> <p>22. What does the girl suggest about the food on the trip?</p>	<p>Listen and answer questions 27-30.</p>

그림 2. 영어 듣기 난이도 유형별 예시
Fig. 2. Experiment stimuli of each level problems

본 연구의 실험 순서도가 그림 1에 제시되어 있으며, 각 듣기 문제 유형 별 예시가 그림 2에 제시되었다. 실험에 사용한 장비는 Biosemi사의 ActiveTwo 장비이며, 전극의 개수는 총 32개 (FP1/2, AF3/4, F3/4/7/8, Fz, FC1/2/5/6, C3/4, Cz, T7/8, CP1/2/5/6, P3/4/7/8, Pz, PO3/4, O1/2, Oz) 이며, 2 전극 CMS 전극과 DRL 전극 루프가 기존의 접지 전극 역할을 한다. 뇌파 장비의 sampling rate는 2048 Hz이며, 이 실험에서는 스트레스 정도에 따른 전두엽 전극에서의 측정전압의 변화를 확인하기 위하여, 전두엽 부분에 위치한 FP1/2 두 전극으로부터 취득된 뇌파 데이터를 분석하였다.

3. 분석 특징점들

본 연구에서 고려한 뇌파 특징점은 크게 시계열 특징점과 주파수 계열 특징점으로 분류된다.

가. 시계열 특징점

시계열 특징점으로 1) 신호의 시간 축에서의 비선형성 (non-stationarity)를 측정하는 허스트 지수, 2) 시간 축에서의 안정성을 측정하는 최대 리아푸노프 지수, 3) 시간 축 신호의 복잡도를 나타내는 상관 차원 및 4) 근사 엔트로피를 사용하였다.

허스트 지수

허스트 지수는 시간 축에서 이전 신호에 대한 의존 정도를 정량적으로 나타내어주는 지수이다^[10]. 허스트 지수는 n개의 신호 sample들이 있을 때, τ개 sample(τ는 n보다 작거나 같음)에 대한 평균값을 구한 후, 각 sample에 대하여 평균과의 차이를 누적하여 합한다(식 1). 이 후, 평균값 기준 누적 합의 최댓값과 최솟값의 차이 R(τ)를 구한다(식 2). 그리고 R(τ)값을 평균값 기준 누적 합의 표준편차를 구하여 정규화한 후, 그 값을 전체 sample 개수로 나누어 계산된다(식 3).

$$X(t, \tau) = \sum_{i=1}^{\tau} \{\zeta(i) - \langle \zeta \rangle_{\tau}\}, \quad 1 \leq t \leq \tau \quad (1)$$

$$R(\tau) = \max_{1 \leq t \leq \tau} X(t, \tau) - \min_{1 \leq t \leq \tau} X(t, \tau) \quad (2)$$

$$H = \log\left(\frac{R}{S}\right) / \log(cT), \quad c: \text{constant} \quad (3)$$

허스트 지수는 0에서 1사이의 값을 가지며, 현재의 신호가 이전의 신호 흐름과 유사할수록 1의 값에 가까우며, 현재의 신호가 이전의 신호 특성과 완전 반대의 경우 0에 가까운 값을 지닌다. 현재의 신호가 이전의 신호 특성과 상관관계가 거의 없을 경우 0.5의 값을 갖는다.

상관차원

상관차원은 위상 공간에서 특정 레적이 차지하는 공간의 정도를 정량적으로 표현해준다^[12]. 상관차원을 계산할 때는 매립 차원 m, 지연시간 d, 기준 점으로부터의 거리 r을 설정하여야 한다. 그림 3은 신호샘플 10개, m이 3, d가 1, r이 2일 경우, 상관차원을 구하는 방법을 보여준다.

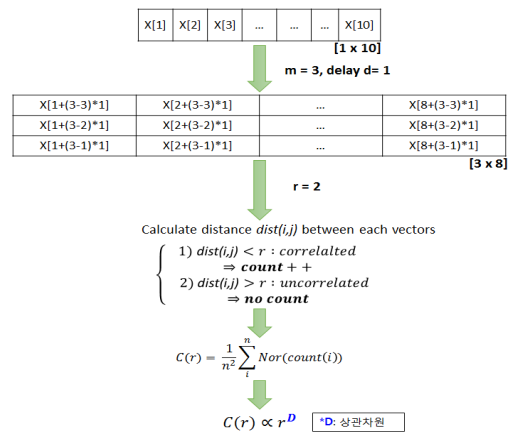


그림 3. 상관차원 계산의 예
 Fig. 3. Example of calculating correlation dimension

근사 엔트로피

시계열 신호의 복잡도를 계산하는 방법으로써, m개의 샘플 구간에 대한 다른 m+1개의 샘플 구간 동안에도 신호의 특성이 유사하게 유지되는지를 정량적으로 표현한다^[13]. 신호의 특성이 유사하게 유지될수록 근사 엔트로피 값은 작아지며, 불규칙성을 가질수록 근사 엔트로피 값은 커진다. 근사 엔트로피 계산은 상관차원과 유사하다. 상관차원과 동일하게 3개의 파라미터(매립 차원 m, 지연시간 d, 기준 점으로부터의 거리 r)가 필요하며, 계산 시의 차이점은 매립 차원(m-1)에 대해서도 상관차원을 구하여, 매립 차원(m)에 대한 상관 차원과 매립 차원(m-1)에 대한 상관 차원을 빼주는 것이다. 그림 4는 근사 엔트로피 계산의 예를 보여준다.

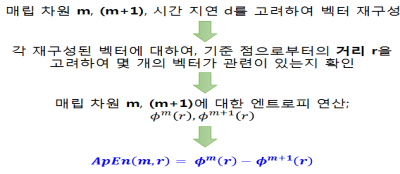


그림 4. 근사 엔트로피 계산의 예
Fig. 4. Example of calculating approximate entropy

최대 리아푸노프 지수

리아푸노프 지수는 위상공간에서 근접한 궤도들이 얼마나 빨리 흩어지는지를 정량적으로 나타내준다^[11]. 1차원 신호 샘플 n개가 있을 경우, 이 신호를 시간 τ 만큼 샘플링하여 벡터 신호를 구한다(식 4). 이 벡터 신호의 각 sample에 대하여, 매립 차원을 m, 시간지연을 T로 하여 행렬을 재구성한다(식 5). 시간의 변화에 따른 궤적의 변화율을 구한 후(식 6), n번의 반복과정을 통하여 최대 리아푸노프 지수를 구한다(식 7).

$$x_0 = x(0), x_1 = x(\tau), x_2 = x(2\tau), \dots \quad (4)$$

$$\begin{pmatrix} x(0), x(T), \dots, x(mT) \\ x(\tau), x(\tau+T), \dots, x(\tau+mT) \\ x(2\tau), x(2\tau+T), \dots, x(2\tau+mT) \\ \vdots \\ x(k\tau), x(k\tau+T), \dots, x(k\tau+mT) \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$\frac{\log_e(D_1/D_2)}{t_2 - t_1} \quad (6)$$

$$\lambda_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} \left\{ \left[\frac{(t_{i+1} - t_i)}{\sum_{i=1}^{n-1} (t_{i+1} - t_i)} \right] \left[\log_e \left(\frac{D_{i+1}}{D_i} \right) \right] \right\}}{\sum_{i=1}^{n-1} \log_e(D_{i+1}/D_i)} \quad (7)$$

$$= \frac{\sum_{i=1}^{n-1} \log_e(D_{i+1}/D_i)}{t_n - t_1}$$

양의 리아푸노프 지수는 위상 공간에서 근접한 신호 벡터들이 얼마나 빨리 흩어지는가를 나타내주며, 음의 리아푸노프 지수는 신호가 교란 후 얼마나 빨리 원래의 상태로 돌아가는지 알려준다. 본 연구에서는 최대 리아푸노프 지수를 사용하여 스트레스 단계와의 관계를 측정하였다.

나. 주파수 대역 특징점

주파수 대역 특징점은 뇌파 신호 분석에서 자주 사용되며, 대표 주파수 대역과 그 특징을 표1에서 정리하여

나타내었다.

표 1의 주파수 대역 특징점과 나타내는 상태를 바탕으로 각 주파수 대역 특징점들 간의 조합(+, -, *, /)과 각 주파수 대역 특징점들과 시계열 특징점의 조합을 계산하여 스트레스와의 관계를 확인해보았다.

표 1. 뇌파 신호의 대표 주파수 대역 및 각 대역의 대표 특징들
Table 1. Characteristics of frequency bands in EEG signal

이름	주파수대역폭 [Hz]	특징
Delta, σ	0.1 ~ 3.9	깊은 수면 상태
Theta, θ	4 ~ 7.9	깊은 수면 전 단계
Alpha, α	8 ~ 12.9	안정 상태
Beta, β	13 ~ 29.9	긴장 상태
Gamma, γ	30 ~ 40	흥분 상태

4. 성능 평가 방법

스트레스를 가장 잘 표현하는 특징점을 추정하기 위하여 분류기 분류 결과를 바탕으로 각 특징점을 확인해보았다. 본 연구에서는 10겹 교차 검증(10-fold cross validation)을 수행하여 적은 양의 학습 데이터에 대하여 신뢰성 높은 실험결과를 구하였다. 10겹 교차 검증은 전체 데이터를 10등분하여 10등분 중 9등분은 분류기의 학습에 사용하고, 나머지 한 등분을 이용하여 학습된 분류기를 테스트한다. 10겹 교차 검증은 총 10번 학습과 테스트를 반복 수행하여 분류기의 전반적인 성능을 평가하며, 각 시행마다 테스트에 사용되는 한 등분을 계속 바꿔준다. 그림 5는 10겹 교차 검증의 예를 보여준다.

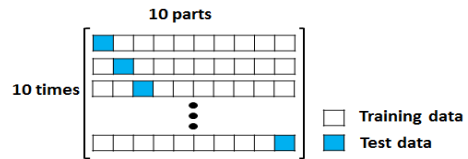


그림 5. 10겹 교차 검증
Fig. 5. 10-fold cross validation

분류기로는 Support vector machine (SVM)을 이용하였다. SVM은 판별경계로부터 각각의 클래스 사이의 거리(margin)가 가장 크도록 판별 경계를 정하는 분류기이다^[14]. 판별경계에서 가장 가까운 데이터 벡터를 support vector라고 하며, 이 support vector의 분포를 고려하여 판별 경계가 결정된다. 본 연구에서 사용된 SVM 커널은 Radial basis function (RBF) 커널이며, 커널은 반경은 1, SVM의 margin은 1로 설정하였다.

III. 실험 및 결과

분석에 사용된 총 특징점 조합의 개수는 314개이며, 스트레스 레벨이 높다고 응답했을 때 취득한 뇌파 데이터와 스트레스 레벨이 낮다고 응답했을 때 취득한 데이터를 SVM를 사용하여 분류하였다. 좌·우 전극의 평균 $\frac{\theta}{mid\beta}$ 파워 특징점이 가장 뛰어난 학습(70.81%) 및 테스트 분류 성능(70.62%) 결과를 보여주었다. 그림 6과 7은 뛰어난 평균 분류 성능을 보여주는 상위 5개 특징점에 대한 결과이다. 학습 데이터 분류 성능과 테스트 데이터 분류 성능은 모든 피 실험자에 대하여 1% 이내의 차이를 보였다.

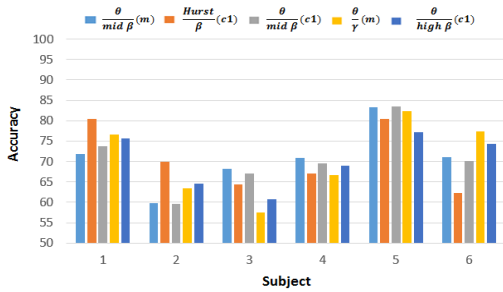


그림 6. 학습 데이터 분류 성능
 Fig. 6. Performance for training dataset

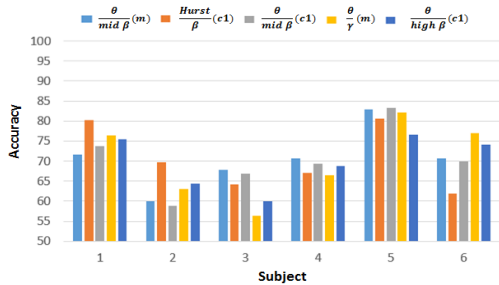


그림 7. 테스트 데이터 분류 성능
 Fig. 7. Performance for test dataset

IV. 결론

본 논문에서는 사용자의 스트레스 정도를 뇌파 신호로 추정하기 위하여 영어 듣기 문제를 난이도별로 준비하여 실험을 수행하였다. 스트레스 하에서의 뇌파 신호로부터 시계열 특징점인 허스트지수, 최대 리아프노프 지수, 상관차원, 근사 엔트로피를 추출하였으며, 주파수 대역에서 각 주파수 대역 파워 특징점도 추출하였다. 또

한, 시계열 특징점과 각 주파수 대역 파워 특징점의 조합도 고려하였다.

각 특징점에 따른 스트레스 상태의 분류 결과 두 전극의 평균 $\frac{\theta}{mid\beta}$ 파워 특징점이 전반적으로 가장 좋은 분류 성능을 보여주었다. 향후, 각 피 실험자별로 특징점 선택(feature selection)^[15]을 적용하여 최적 특징점 조합을 확인해볼 예정이며, 상용 2채널 장비를 이용한 실험도 수행하여 동일한 결과를 얻을 수 있는 확인할 예정이다.

References

- [1] M. Feuerstein, E. Labbe, and A.R. Kuczmierczyk, "Health psychology: A psychobiological perspective," Springer Science & Business Media, 2013.
- [2] A. Subhani, Likun Xia, and A. Malik, "EEG signals to measure mental stress", 2nd International Conference on Behavioral, Cognitive and Psychological Sciences-BCPS, pp 10, 2011.
- [3] N. Sharma, and T. Gedeon, "Objective measures, sensors and computational techniques for stress recognition: A survey", Computer methods and programs in biomedicine, Vol. 108, No. 3, pp 1287-1301, 2012.
- [4] M. Le Fevre, J. Matheny, and G.S. Kolt, "Eustress, distress, and interpretation in occupational stress", Journal of managerial psychology, Vol. 18, No. 7, pp 726-744, 2003.
- [5] H.M. Burke, M.C. Davis, C. Otte, and D.C. Mohr, "Depression and cortisol responses to psychological stress: a meta-analysis", Psychoneuroendocrinology, Vol. 30, No. 9, pp 846-856, 2005.
- [6] M.H. Ahn, "Analysis on The Reflection Degree of Worker's Stress by Brain-waves based Anti-Stress Quotient", Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society, Vol. 11, No. 10, pp 3833-3838, 2010.
- [7] J.F. Thayer, F. Ahs, M. Fredrikson, J.J. Sollers, and T.D. Wager, "A meta-analysis of heart rate variability and neuroimaging studies", Neuroscience & Biobehavioral Reviews, Vol. 36, No. 2, pp

747-756, 2012.

- [8] A. Steptoe, and M. Marmot, "Impaired cardiovascular recovery following stress predicts 3-year increases in blood pressure", *Journal of hypertension*, Vol. 23, No. 3, pp 529-536, 2005.
- [9] M. Pedrotti, M.A. Mirzaei, A. Tedesco, J.R. Chardonnet, F. Merienne, S. Benedetto, and T. Baccino, "Automatic stress classification with pupil diameter analysis", *International Journal of Human-Computer Interaction*, Vol. 30, No. 3, pp 220-236, 2014.
- [10] H.E. Hurst, "Long-term storage capacity of reservoirs", *Trans. Amer. Soc. Civil Eng.*, Vol. 116, No. 1, pp 770-808, 1951.
- [11] M.T. Rosenstein, J.J. Collins, and C.J. De Luca, "A practical method for calculating largest Lyapunov exponents from small data sets", *Physica D: Nonlinear Phenomena*, Vol. 65, No. 1, pp 117-134, 1993.
- [12] E. Pereda, A. Gamundi, R. Rial, and J. Gonzalez, "Non-linear behaviour of human EEG: fractal exponent versus correlation dimension in awake and sleep stages", *Neuroscience letters*, Vol. 250, No. 2, pp 91-94, 1998.
- [13] S.M. Pincus, "Approximate entropy as a measure of system complexity", *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 88, No. 6, pp 2297-2301, 1991.
- [14] T.S. Furey, N. Cristianini, N. Duffy, D.W. Bednarski, M. Schummer, and D. Haussler, "Support vector machine classification and validation of cancer tissue samples using microarray expression data", *Bioinformatics*, Vol. 16, No. 10, pp 906-914, 2000.
- [15] G.S. Choi, J.J. Park, and H.N. Nguyen, "Feature selection algorithm using random forest to diagnose cancer", *The Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication(JIIBC)*, Vol. 1, No. 1, pp 10-15, 2009.

저자 소개

강 준 수(준회원)



- 2012년 : 경북대학교 IT대학 전자공학부 공학사
- 2014년 : 경북대학교 전자공학부 공학석사
- 2014년~현재 : 경북대학교 전자공학부 박사과정

<주관심분야 : 뇌파신호처리, 뇌-기계 상호작용, 패턴인식, 딥러닝>

장 길 진(정회원)



- 1997년 : KAIST 전산학과 공학사
- 1999년 : KAIST 전자전산학과 공학석사
- 2004년 : KAIST 전자전산학과 공학박사
- 2004년~2006년 : 삼성종합기술원 전문연구원

• 2006년~2007년 : 미국 Softmax, 연구원
 • 2008년~2009년 : 미국 UCSD, 박사후연구원
 • 2009년~2014년 : 울산과학기술대학교 조교수
 • 2014년~현재 : 경북대학교 조교수
 <주관심분야 : 음성신호처리, 패턴인식, 컴퓨터비전, 의료영상처리, 딥러닝>

이 민 호(정회원)



- 1988년 : 경북대학교 전자공학과 공학사
- 1992년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학석사
- 1995년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학박사
- 1995년~1998년 : 한국해양대학교 조교수

• 1998년~현재 : 경북대학교 IT대학 전자공학부 교수
 <주관심분야 : 영상/음성 신호처리, 생물학기반 선택적 주의 집중, 뇌-기계 상호작용, 딥러닝>

※ 이 논문은 2015년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (2013R1A2A2A01068687).