

Hypernetwork 샘플링을 이용한 뇌전도기반

인지작업 예측

⁰김준식¹, 이종민¹, 이충연², 이범진¹, 장병탁^{1,2}

¹바이오지능 연구실, 서울대학교 컴퓨터공학부

²서울대학교 뇌과학협동과정

{jskim, jmlee, cylee, bjlee, [btzhang](mailto:btzhang@bi.snu.ac.kr)}@bi.snu.ac.kr

Prediction of Cognitive Tasks via Hypernetwork Sampling of EEG Data

⁰Joon Shik Kim¹, Jong Min Lee¹, Chung-Yeon Lee², Beom-Jin Lee¹,

Byoung-Tak Zhang^{1,2}

¹Biointelligence Lab, School of Computer Science and Engineering,

²Interdisciplinary Program in Brain Science, Seoul National University

요 약

뇌전도(electroencephalography, EEG)를 이용하여 커서를 움직이거나 전동 의자를 움직이는 연구가 수행되고 있다. 이와 관련하여, 기억 회상 과제를 시행하는 피험자가 어떤 수행을 하고 있는지 알아보는 문제는 피험자의 의도파악과 관련이 있다. 본 논문에서는 기억 회상 게임을 수행하며 뇌전도 촬영을 수행한 8명의 데이터로부터 수행중인 과제를 확률적으로 추정하는 문제를 다루었다. 과제 추측은 하이퍼네트워크의 샘플링을 통한 하이퍼네트워크 분포를 구하고 각 작업간의 Kullback-Leibler divergence를 구하여 수행하였다. 8명의 피험자에 대하여 같은 사람-다른 작업의 하이퍼네트워크 분포 그래프는 서로 유사한 반면, 다른 사람-같은 작업의 그래프는 완전히 모양이 다르다. 이 결과는 KL-divergence 결과표에서도 확인할 수 있다. 이 결과는 작업에 대하여 뇌전도 분석결과가 다르리라는 가설과 차이가 있다.

1. 서론

최근들어서 뇌전도를 이용하여 뇌와 컴퓨터를 접속하려는 노력이 brain computer interface(BCI)라는 이름으로 이루어지고 있다. 대표적인 연구 그룹으로는 베를린 공과대학(TUB)의 Klaus-Robert Müller 교수님 연구실이 있다[1]. BCI에서는 P300과 같은 event related potential(ERP) 신호를 이용하여 수행한다. 또한 주파수에 따른 뇌파의 푸리에 분석을 통하여 power spectrum density(PSD)를 구하고 정상인과 강박증 환자간의 차이를 보는 연구도 있다[2]. 본 논문에서는 기억회상 게임을 수행하면서 촬영한 뇌전도 데이터를 PSD 기반의 확률모델로 제시하고자 한다. 뇌신호 실험을 통하여 의도를 알아내고 예측을 하는 연구가 중요하며 이를 위해서는 수행하는 작업을 추정하는 확률모델이 필요하다[3]. 이를 위해 3-order의 하이퍼네트워크 샘플링을 통하여 각 피험자의 작업에 해당하는 하이퍼네트워크 분포를 구하였다. 하이퍼네트워크는 고차상관관계를 설명하기 위한 여러 개의 노드를 동시에 포함하는 집합이다.

2. 연구방법

Multimodal memory game(MMG)에서는 미국 드라마 "Friends"를 20분간 시청한 뒤 기억회상 게임을 수행한다[4]. Cue 작업으로서 5초간 동영상 보여준 후 그 다음에 나오는 장면을 5초간 상상하는 imagination task를 수행한다. 마지막으로 cue의 동영상 이후의 이미지 2장을 동시에 제시하고 response 작업을 수행한다. Response 작업에서는 두장의 이미지가 시간적인 순서대로 나열되었으면 단추 'O'를, 반대로 나열되었으면 단추 'X'를 누르도록 한다. 이런 cue, imagination, response 시행을 20번 반복한다. MMG의 설명은 그림 1에 제시되었다.

이 실험에서는 8명의 피험자에 대하여 128 채널 EEG 장비를 이용하여 MMG 수행 시 뇌전도 데이터를 측정하였다. 서울대 의과대학의 장비를 사용하였고 institutional review board(IRB)를 승인 받았다. 세타(4.0-7.9 Hz), 알파(8.0-12.9 Hz), 베타(13.0-29.9 Hz), 감마(30.0-50.0 Hz)의 PSD를 구하고 그 로그 값으로 각 채널들의 신호 강도를 구하였다. Ground, Electrooculography (EOG) 채널들 그리고 노이즈가 있는 채널들을 제거하여 8명의 피험자에 공통된 110 채널들을 선택하였다. 본 연구의 목적은 MMG의 작업 수행을

EEG 데이터 기반으로 식별하는 것이다. 여기서 작업은 각 세션의 cue, imagination, response들을 의미한다.

그림 5에서는 알파와 감마에서의 8명에 대한 KL divergence의 평균과 표준편차를 보여준다.

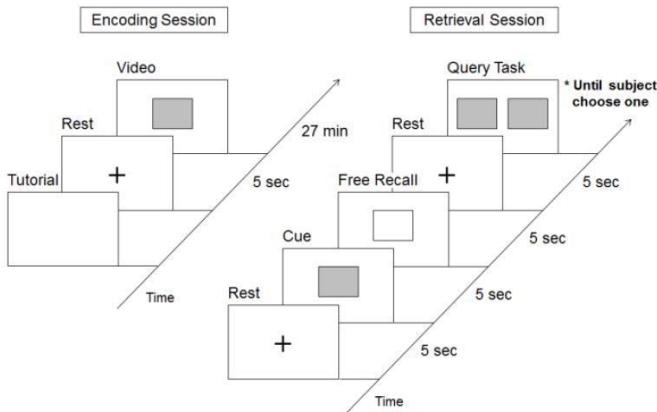


그림 1. MMG 실험의 설명

얻어진 110개 채널의 세타, 알파, 베타, 감마 log(PSD)로부터 현재 수행중인 작업을 추측하였다. 기존의 알려진 방법으로는 k 근접 이웃(KNN)[5], 입자 필터 알고리즘이 있다[6]. 입자 필터에서는 다음 단계는 바로 전 단계에만 의존한다는 1차 Markov 과정에 기반한다. 공간에 위치한 입자의 수가 가중치로서 확률분포를 나타내며 입자가 많은 확률이 높은 공간에서 새롭게 입자가 생겨서 확률 분포를 학습한다. 결과적으로 분석이 끝난 후 입자들의 분포를 찾아보면 확률분포를 추정할 수 있다.

입자 필터를 수행하려면 다소 어려운 수학적 계산이 필요한데 하이퍼네트워크 모델을 이용하면 어려운 계산을 피하고 직관적으로 이해하기 쉬운 확률추정이 가능하다. 하이퍼네트워크는 고차상관관계를 설명하기 위한 하이퍼그래프 기반의 모델이다[7]. 하이퍼에지란 여러 개의 노드를 원소로 포함하는 집합이라고 생각하면 된다. 하나의 노드는 중복되어 여러 개의 하이퍼에지에 포함될 수 있다. 하이퍼에지의 중요도는 가중치로 주어지며 가중치는 입자 필터의 입자수에 해당한다고 볼 수 있겠다.

총 3-order 하이퍼에지의 개수는 $4 \cdot {}_{110}C_3$ 의 863280이다. 4를 곱하는 이유는 델타, 알파, 베타, 감마의 4개 밴드에 대하여 PSD를 구했기 때문이다. 한 피험자에 각각의 작업이 20개 있고 한 작업을 시간적으로 10개로 세분화 하여 PSD를 구하였다. Combinatorial하게 3개의 채널을 선택하고 2개 이상의 채널 값이 1이면 해당하는 하이퍼에지의 개수를 1씩 증가시킨다. 여기서 채널의 값이 1이란 각 세션과 각 주파수 밴드에서 PSD값이 상위 50% 이상임을 의미한다.

2. 결과

그림 1, 2, 3은 피험자 1의 알파에서의 하이퍼에지 가중치를 색으로 표시한다. 전체 영역을 골고루 그리고 일정한 간격으로 200개를 추출해서 나타내었다. 푸른색이 높은 값(200에 가까운)을, 붉은색이 낮은 값(0에 가까운)을 나타내고 있다.

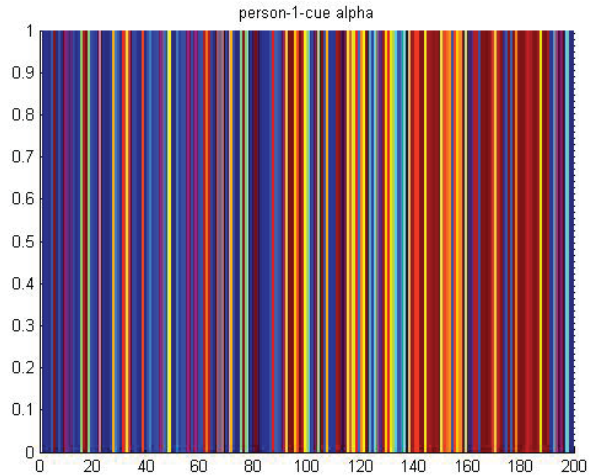


그림 2. 피험자 1에서의 cue 작업의 하이퍼에지의 가중치 분포.

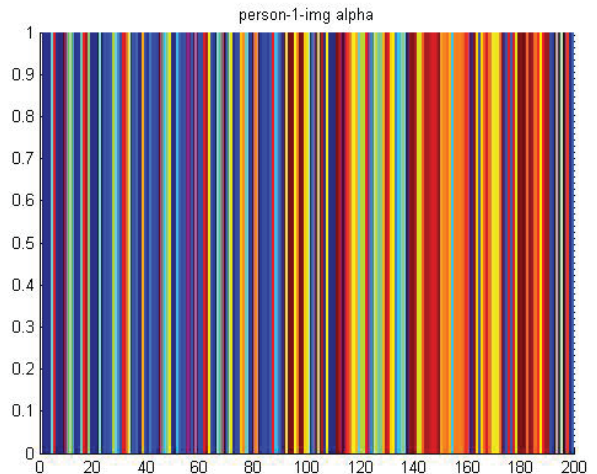


그림 3. 피험자 1에서의 imagination 하이퍼에지의 가중치 분포.

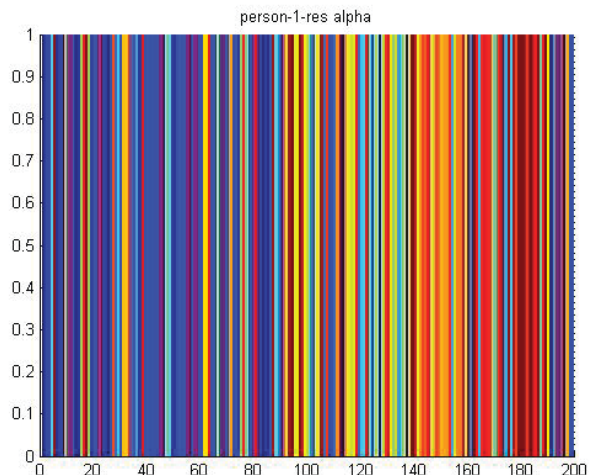


그림 4. 피험자 1에서의 response 하이퍼에지 가중치 분포

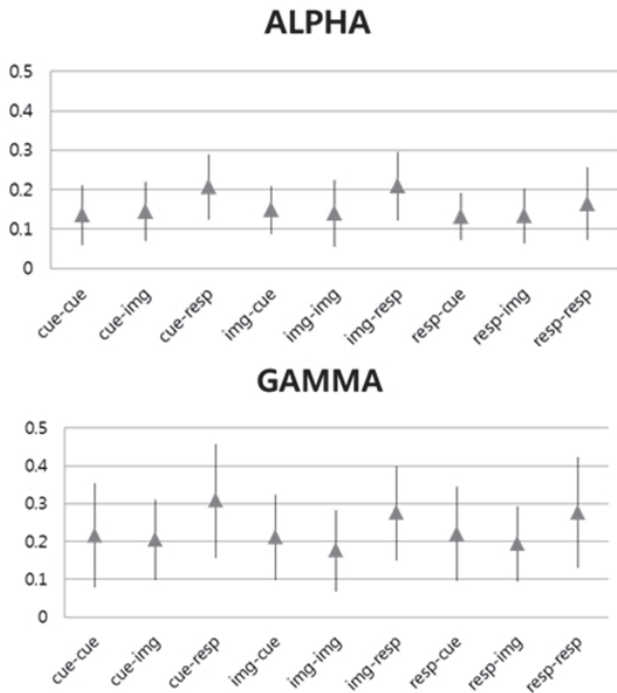


그림 5. 8명에 대한 Kullback-Leibler divergence의 평균과 표준편차 그림이다. KL divergence는 두 확률분포간의 거리를 나타내는 척도로서 유사한 두 분포일수록 작은 값을 가진다.

4. 논의

그림 2, 3 에서 cue, imagination의 두가지 작업에 대한 하이퍼에지 분포가 별로 차이가 없음을 확인할 수 있었다. 그림 4 의 response의 분포는 cue와 imagination과 다소 다르다. 그림 5에서도 cue-response, imagination-response는 다른 값들에 비해 두드러지게 큰 값을 갖는다. 이는 cue와 imagination은 서로 비슷한 활동인 반면, response는 상이하게 다른 활동이기 때문이라고 생각된다. 피험자들은 영상 시청을 하는 cue 구간에서도 답을 맞추기 위해 지속적으로 다음에 올 장면들을 상상하는 것으로 생각된다. Response에서는 이러한 예측 활동보다는 답을 입력하기 위해 손을 움직이고 버튼을 누르는 행동이 주를 이룬다.

본 연구에서 8명의 피험자에 대한 individual analysis를 수행하였다. 기존의 연구가 8명에 공통적으로 많은 하이퍼에지를 찾는 방향이었다면, 본 논문의 individual analysis는 개인차를 고려한 방법이라고 하겠다. 개인차를 고려하여 의사결정을 하는 방법으로는 Borda count가 있다[8]. 같은 사람이더라도 다른 작업이면 하이퍼에지분포 그래프의 모양이 서로 다르고, 다른 사람이더라도 같은 작업이면 그래프의 모양이 비슷할 것이라고 예상했었지만 실제론 그렇지 않았다. 오히려 같은 사람-다른 작업의 그래프는 서로 유사한 반면, 다른 사람-같은 작업의 그래프는 완전히 모양이 다르다. 이 결과는 KL divergence 결과표(이 결과표는 본 논문에 포함하지 않았다)에서도 확인할 수 있다, 같은 사람-다른 작업의 KL-divergence 값이 다른 사람-같은 작업의 KL divergence 값보

다 작음을 확인할 수 있었다.

본 논문의 방법으로는 수행하는 작업이 무엇인지 분류하는 것이 다소 어려움을 알 수 있다. 조금 더 심화 연구를 하여 실시간으로 측정되는 뇌전도 데이터를 바탕으로 한 online 작업분류 시스템을 구축하는 일이 향후 연구가 되겠다.

5. 감사의 글

이 논문은 교육과학기술부의 재원으로 국가연구재단의 지원을 받아 수행한 연구(2012-0005801, BrainNet 및, 2012-0005643, Videome)이며, 지식경제부 산업원천기술개발사업(10035348, mLife) 및 교육과학기술부의 BK21-IT사업에 의해 일부 지원되었음.

참고문헌

[1] D.A. Blythe, P.v. Bünau, F.C. Meinecke, K.R. Müller, "Feature extraction for change-point detection using stationary subspace analysis", *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, Vol. 23, pp, 631-643, 2012.

[2] G.A. Light, J.L. Hsu, M.H. Hsieh, K. Meyer-Gomes, J. Sprock, N.R. Swerdlow, D.L. Braff, "Gamma band oscillations reveal neural network cortical coherence dysfunction in Schizophrenia patients," *Biological Psychiatry*, Vol. 60, pp. 1231-1240, 2006.

[3] S.V. Shinkareva, R.A. Mason, V.L. Malave, W. Wang, T.M. Mitchell, M.A. Just, "Using fMRI brain activation to identify cognitive states associated with perception of tools and dwellings," *PLoS ONE*, Vol. 3, pp. e1394, 2008.

[4] C.-Y. Lee, B.-J. Lee, J.S. Kim, B.-T. Zhang, "Neural correlates of episodic memory formation in audio-visual pairing tasks," In *Proceedings of Annual Meeting of the Cognitive Science Society (CogSci 2012)*, pp. 1864-1869, 2012.

[5] F. Lotte, M. Congedo, A. Lécuyer, F. Lamarche, B. Arnaldi, "A review of classification algorithm for EEG-based brain-computer interfaces," *Journal of neural engineering*, Vol. 4, pp. R1-R13.

[6] C. Andrieu, M. Davy, A. Doucet, "Efficient particle filtering for jump Markov systems. Application to time-varying autoregressions," *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 51, pp. 1762-1770, 2003.

[7] B.-T. Zhang, "Hypernetworks: A molecular evolutionary architecture for cognitive learning and memory," *B.-T. IEEE Computational Intelligence Magazine*, Vol. 3, pp. 49-63, 2008.

[8] J. Zhuang, S. LaConte, S. Peltier, K. Zhang, X. Hu, "Connectivity exploration with structural equation modeling: an fMRI study of bimanual motor coordination," *Neuroimage*, Vol. 25, pp. 462-470, 2005.