

신경과학을 위한 물리학

네트워크로 연결된 비선형 진자와 뇌동역학

DOI: 10.3938/PhiT.25.046

황 동 욱

Brain Dynamics from the Perspective of Complex Networks of Interacting Nonlinear Oscillators

Dong-Uk HWANG

The brain is the central organ controlling all the other organs of the body and processing sensory information. While an animal is alive, the brain generates complicated and noise-like electrical activities spontaneously without interruption. However, specific visual or auditory stimulations can induce specific patterns of brain activity, and these pheonomena prove that the brain's electrical activity is strongly related to information processing in the brain. The relation of brain activity and information processing is also supported by the presence of electrical activities and interactions between neurons. In this article, recent interesting research on the dynamics of interacting nonlinear oscillators in complex networks, which is relevant to understand brain dynamics, will be discussed.

서 론

뇌는 신체의 다양한 행동을 관장하고 외부로부터 오는 감각 정보를 처리하는 중추적인 기관이다. 뇌는 물리적인 행동을 하 지 않지만, 생명이 지속되는 동안 끊임없이 자발적으로 복잡한 형태의 전자기 신호를 생성한다. EEG(Electroencemphalogram, 뇌전도)와 같은 장비로 측정되는 뇌의 전기적 활동은 생명징후 (Vital sign) 중의 하나로 사용될 정도로 생명과 직접적으로 연

저자약력

황동욱 연구원은 서강대학교 물리학과에서 2001년 이학박사학위를 취득하였다. 충북대학교, 이탈리아 국립광학연구소, 미 플로리다대학교에서 박사후연수 후, 2010년부터 국기수리과학연구소 선임연구원으로 재직 중이다. (duhwang@nims.re.kr)

관되어 있다. 하지만, 특정 감각 자극이나 특정 임무를 수행할때 일관된 신호를 보여주어, 무작위적인 전기적 활동이 아닌 뇌의 정보처리를 반영하는 중요한 활동이다. 이러한 뇌의 동적 거동은, 뇌를 부분적으로 이루고 있는 신경세포의 활동전위 (action potential)와 신경세포간의 상호작용에 의함이 잘 알려져 있다.

이 글에서는, 뇌의 동적 거동을 연구하는 하나의 방향으로서 네트워크로 연결된 비선형 진자에 대한 연구 중 뇌동역학과 관련된 몇 개의 주목할 만한 연구들을 살펴보고자 한다.

뇌동역학과 네트워크로 연결된 비선형 동역학계

뇌에서의 정보처리의 핵심은 매우 복잡한 구조로 연결된 신 경세포 네트워크에 의해 이루어진다고 믿어지고 있다. 따라서 뇌에서의 정보처리 과정에 대한 이해를 위해서는 신경세포의 전기적 활동과 신경세포 간의 전기적 화학적 상호작용에 대한 이해가 중요하다. 또한 상호작용은 단지 물리적으로 주변에 있 는 신경세포만이 아니라 비교적 멀리 떨어진 신경세포로 연결 되어 상호작용한다. 이러한 신경세포의 복잡한 연결망에 대한 연구를 통해 뇌를 이해하고자 하는 패러다임으로 커넥톰 또는 뇌 네트워크에 대한 연구가 최근 활발하게 진행되고 있다. 커 넥톰은 모든 신경세포의 연결지도를 뜻하며, 뇌 네트워크는 미 시적인 연결구조뿐만 아니라 거시적인 뇌의 영역간의 연결 또 는 중시적인 칼럼구조 간의 연결 등 다양한 스케일에서의 네 트워크를 뜻한다. 이러한 뇌 네트워크에서 노드를 해석되는 미 시적인 신경세포, 중시적인 칼럼구조 또는 거시적인 영역은 기 존의 다양한 연구를 통해서, Hodgekin-Huxley 모델, Wilson-Cowan 모델 등과 같이 동역학적인 모델로 다양한 연구가 수 행되어 왔다.

이러한 뇌 네트워크 위에서 신경세포 활동의 총합이 뇌동역학이며, 뇌동역학은 정보처리, 신체활동 조정, 더 나아가 의식의 여부로 해석된다. 따라서 이러한 뇌의 기능을 이해하기 위해서 복잡한 뇌 네트워크 위에서의 동역학적 거동에 대한 연구가 매우 중요하다. 뇌에서 신경세포 연결망의 중요성과 동역

신경과학을 위한 물리학

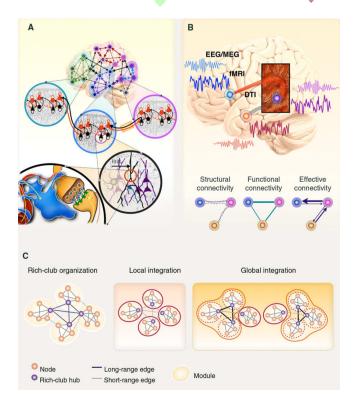


Fig. 1. (A) Hierarchical modular structure of neuronal network (B) schematic diagram depicting structural, functional, and effective connectivity (C) schematic diagram for Rich-club organization, and hierarchical modular network structure. From [Ref. 1]. Reprinted with permission from AAAS.

학적인 특징이 뇌과학의 초창기에서부터 잘 알려져 있었으나 극도로 축약된 형태의 모델링과 전산시늉이 주로 이루어졌다. 최근에 들어와서 실제 뇌 네트워크를 연구할 수 있는 다양한 실험방법이 제시되고, 네트워크 구조에 대한 다양한 연구가 복 잡계 네트워크에 대한 연구로부터 촉발되면서, 실험적으로 추 출한 뇌 네트워크와 기존의 동역학 모델을 결합하여, 기존에 이론적으로 제시되었던 다양한 뇌에 대한 이론을 검증할 수 있는 토양이 되었다.

다양한 뇌 네트워크와 대표적 특성

최근 다양한 뇌영상 장비의 발전을 통해 다양한 뇌 네트워크 데이터가 얻어지고 있다. 비침습적인 측정방법인 fMRI, DTI, EEG, MEG 등으로부터 뇌 네트워크를 추출하여 거시적뇌 네트워크 특성에 대한 다양한 연구가 수행되고 있다. 네트워크를 추출하는 방법에 따라 구조 네트워크(structural network), 기능 네트워크(functional network), 상호작용 네트워크(effective network) 등으로 분류된다. 구조 네트워크는 DTI 영상으로부터 뇌의 영역 간의 신경세포 연결을 만드는 신경섬유

다발(fiber bundle)의 구조를 물분자의 확산특성을 이용하여 재구성하여 얻은 네트워크이다. 따라서 거시적인 뇌 영역 간의 구조 네트워크를 준다. 기능 네트워크는 fMRI 또는 EEG/MEG 등을 이용하여 뇌의 여러 부분의 활성 정도를 시계열 데이터 로부터 두 영역의 활성화 정도를 피어슨 상관계수를 기초로 하여 네트워크를 얻게 된다. 상호작용 네트워크는 뇌 영역의 활성화 시계열 데이터로부터 뇌 영역에 대한 모델을 근거로 상호작용의 크기나 방향을 추정하는 방법으로 뇌 네트워크를 추출하게 된다. 구조 네트워크나 기능 네트워크와는 다르게 실제 신경망의 특성인 방향성이 있는 연결구조를 얻을 수 있는 장점이 있으나, 필요한 시계열 데이터의 크기나 모델에 대한 정확성 확보 등이 필요하다. 미시적으로 신경세포 네트워크를 얻기 위한 전자현미경을 이용하여 커넥톰을 얻는 연구도 진행 중에 있다.

지금까지 다양한 뇌 네트워크의 성질이 밝혀졌다. 대표적인 특성으로는 1) 작은세상 네트워크 특성 2) 계층적 모듈구조 3) rich-club 특성이 알려져 있다.^[1] 우선 해부학적으로 알려진 하나의 영역 내에서는 매우 조밀한 근접 연결을 갖고 있고 원거리의 영역과는 신경섬유다발로 연결되어 있어, 작은세상 네트워크의 특성을 갖고 있다고 알려져 있으며, 기능 네트워크에서 scale-free의 특성이 있음이 알려졌다. 하지만, 뇌과학적으로 더 직관적인 뇌 구조는 계층적 모듈구조이다. 이는 실제로 추출된 구조 네트워크와 기능 네트워크에서도 관측되었고, 뇌과학에서 기존의 연구결과와 잘 부합된다. Rich-club 특성은 모듈간 연결을 갖는 rich-club hub들이 서로 매우 조밀하게 연결된 구조를 뜻한다. 그림 1은 대표적인 뇌 네트워크의 종류별특성과 계층적 모듈구조, rich-club 특성들을 도식적으로 보여주고 있다.

뇌 네트워크에서 동기화와 다중 안정성

동기화는 비선형 동역학에서 많이 연구되어온 주제로, 뇌과학에서는 간질 현상에 대한 연구와 EEG 연구에서 많이 발견되는 알파파, 베타파 등, 뇌의 다양한 리듬 형성에 대한 연구에 많이 활용되었다. 또, 동기화는 군집을 이룬 진자계에서 저차원의 해로서 수학적인 구조가 비교적 간단하여 많은 연구가수행되어온 분야이며, 특히 복잡게 네트워크에서 작은 세상특

REFERENCES

- [1] H.-J. Park and K. Friston, Science **342**, 1238411 (2013).
- [2] S. Boccaletti, V. Latora, Y. Moreno, M. Chavez and D.-U. Hwang, Physics Reports 424, 175 (2006).
- [3] A. Arenas, A. Díaz-Guilera, J. Kurth, Y. Moreno and C. Zhou, Physics Reports **469**, 93 (2008).

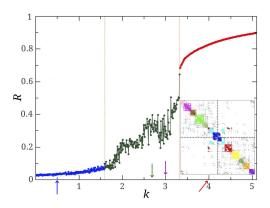


Fig. 2. Kuramoto oscillators in hierarchical modular network exhibits frustrated synchronization when order parameter(R) is plotted as a function of coupling strength k. Inset shows hierarchical network of brain network used. [4] Reprinted by permission from Macmillan Publishers Ltd: [Scientific Reports] (4,5990), copyright (2014).

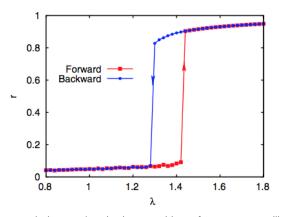


Fig. 3. Explosive synchronization transition of Kuramoto oscillators when angular frequency is proportional to degree of node in scale-free network. Reprinted with permission from [Ref. 6]. Copyright (2016) by the American Physical Society.

성과 같은 네트워크의 특성에 따른 다양한 동기화 현상에 대한 연구가 알려져 있다. $^{[2,3]}$

최근, 뇌 네트워크의 특성 중 하나인 계층적 모듈구조를 갖는 계의 동기화 과정 연구에서 기존의 작은 수의 진자계나 격자와 같이 대칭성이 큰 네트워크와는 전혀 다른 형태 (frustrated synchronization)의 상전이 과정이 있음이 알려졌다. [4] 기존의 동기화 연구에서 관찰되는 2차 상전이에서는 상전이를 결정하는 상호작용의 크기의 임계값이 하나였으나, 계층적 네트워크에서는 각 계층별/모듈별 상전이임계치가 다르게 존재하고, 낮은 계층(제일 작은 모듈이 있는 계층)부터 동기화가 나타나기 시작해, 동기화가 일어나지 않은 계층(상부층)에서는 키메라 상태와 같은 질서와 무질서가 동시에 나타나는 구조가 나타남이 알려졌다(그림 2). 즉 상호작용의 크기에 따라서부분적으로는 질서를 갖고 부분적으로 무질서한 형태의 동역학적 상태의 가능성을 보여준 것으로, 사람이 눈을 감았을 때 시

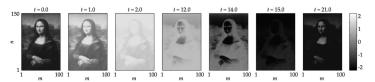


Fig. 4. Appearance of spatial patterns in 100 by 150 oscillators in directed 2D lattice with inhomogeneous delayed interaction. Reproduced from Ref. [5] (CC BY 4.0).

각피질 영역에서 동기화된 알파리듬을 생성하는 것과 같은 현 상을 설명할 수 있으리라 생각된다.

또한, 근래에 많이 연구되어온 연구주제로서 1차 상전이 현상인 폭발적 동기화(Explosive synchronization) 상전이가 있다. 폭발적 동기화의 경우 네트워크의 구조가 진자의 특성과 상관관계가 있을 때 나타나는 현상으로 연결선의 수가 진자의 고유주파수와 비례하는 상관관계에 있는 경우 나타난다는 것이 알려졌다.(그림 3) 1차 상전이 전후에서는 다중 안정성(multistability), 즉 동기화된 상태와 비동기화된 상태가 같은 매개변수 상태에서 공존한다. 이러한 결과는 개별 진자의 특성이 네트워크 구조에 의존하는 경우 다중 안정성 구조가 나타날수 있음을 보여준다. 다중 안정성은 뇌의 인지과정에서 나타나는다중 안정성을 설명할수 있는 이론적인 배경으로서 중요성이었다. 최근 마취를 통해서 무의식 상태로 전이시에 관측되는뇌의 활동변화와 폭발적 동기화 과정의 유사함을 보여주는 연구도 수행되고 있다.[7]

네트워크를 이룬 진자에서 문양 형성

네트워크의 한 경우인 2차원 격자에서 진자 운동을 파동방 정식으로 비유해 보면, 동기화는 가장 기본적인 모드(파수 k=0)인 파동의 안정성에 대한 연구이다. 파동방정식에서와 마찬가지로 더 높은 파수에 대한 안정성에 대한 것을 문양형성 (pattern formation)의 관점에서 이해할 수 있다. 이러한 개념을 복잡계 네트워크나 이종의 상호작용을 갖는 네트워크로 적용한 연구들이 최근 활발히 진행되고 있다.

REFERENCES

- [4] P. Villegas, P. Moretti and M. A. Muñoz, Scientific Reports 4, 5990 (2014).
- [5] M. Kantner, E. Schöll and S. Yanchuk, Scientific Reports 5, 8522 (2015).
- [6] J. Gémez-Gardeñes, S. Gómez, A. Arenas and Y. Moreno, Phys. Rev. Lett. 106, 128701 (2011).
- [7] M. Kim, G. A. Mashour, S.-B. Moraes, G. Vanini, V. Tarnal, E. Janke, A. G. Hudetz and U. Lee, Frontiers in Computational Neuroscience 10, 1 (2016).

신경과학을 위한 물리학

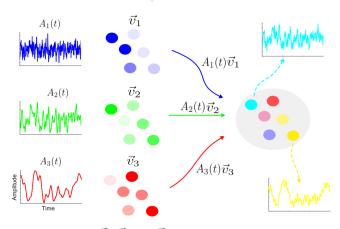


Fig. 5. Left column \overrightarrow{v}_1 , \overrightarrow{v}_2 , and \overrightarrow{v}_3 are eigenvectors, and A_1 , A_2 , and A_3 are activities of each eigenvector. The cyan and yellow is node activity. Reproduced from Ref. [8] (CC BY 4.0).

신경망계 내에서는 발생된 활동전위가 시냅스에 전달되고 신경전달물질이 확산되어 연결된 신경세포로 전달되기 위해서 활동전위의 전파에 시간이 소요된다. 따라서 물리적으로 떨어진 신경세포 간에는 신호가 시간지연을 갖고 전달되게 된다. 최근시간지연을 갖는 진자 네트워크에서 적절한 시간지연을 통해네트워크 구조에 특정한 정보(시공간 패턴)를 저장할 수 있음을 보여, 네트워크를 이룬 진자계를 이용한 다양한 정보저장가능성에 대한 연구가 수행되고 있다.^[5]

되의 활동에서 거시적으로나 미시적으로 특이할 만한 사실은 각 영역 또는 개개의 신경세포는 다양한 시간척도(timescale)를 갖는다는 사실이다. 아주 복잡한 구조로 강하게 상호작용하고 있는 뇌 네트워크에서 개별적으로 다른 시간척도를 가질수 있는지에 대한 연구도 흥미로운 분야이다. 이러한 문제를이해하기 위해서 Chaudhuri 등의 연구자는 네트워크의 라플라스 행렬의 특성을 분석하였다. [8] 그림 5에서 보이듯이, 네트워크를 이룬 진자 시스템의 안정점 주변에서의 동역학은 라플라스 행렬의 고유벡터(Eigenvector)로 분해하여 각 고유치벡터의 선형결합으로 이해할 수 있다. 이때 각 고유치벡터는 해당고유치에 의해 시간척도가 결정되게 된다. 개별의 신경세포 또는 국소 영역이 각각의 시간척도를 갖기 위해서는 고유치벡터의 성분이 국소화되어야 한다. 이러한 구조를 보여줄 수 있는네트워크 구조는 개별 진자의 불균등성과 신경세포와 같이 신경세포 간의 상호작용이 비대칭적인 경우에 가능함을 보였다.

라플라스 행렬을 직접적으로 뇌 네트워크에 적용한 연구도 최근에 주목을 받고 있다.^[9] MRI 영상으로부터 대뇌피질의 2

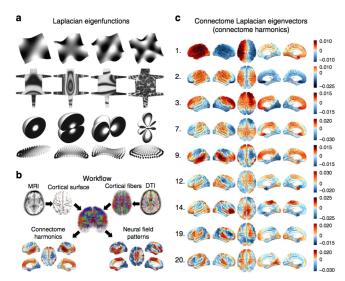


Fig. 6. (a) Laplacian eigenfunctions in various 2D and 3D structure (b) Combining MRI cortical surface structure and cortical fiber structure and resulting connectome harmonics (c) Decomposition of brain activity into eigenfunctions. Reproduced from Ref. [9] (CC BY 4.0).

차원 곡면과 DTI 영상으로부터 얻은 신경섬유다발의 연결구조를 결합하여 라플라스 행렬을 만들고 이의 고유치벡터를 바탕으로 휴지기의 뇌 활동(resting state network)을 분석할 수 있음을 보여주었다.

결 론

복잡계 네트워크 연구를 시작으로 네트워크를 분석하는 다양한 기법이 개발되었고, 뇌 네트워크 또는 커넥톰에 대한 연구가 활성화됨에 따라 다양한 뇌동역학 모델링 연구가 가능해졌다. 기존의 동기화와 같은 수학적으로 간단한 특성 분석뿐만 아니라 문양의 형성이나 시간척도의 국소화, 다중 안정성 등다양한 동역학적 연구는 뇌동역학의 신비 나아가서 뇌의 신비를 이해하는 디딤돌이 될 것으로 판단된다.

REFERENCES

- [8] R. Chaudhuri, A. Bernacchia and X.-J. Wang, eLife 3, e01239 (2014)
- [9] S. Atasoy, I. Donnelly and J. Pearson, Nature Communications 7, 10340 (2016).
- [10] E. Bullmore and O. Sporns, Nature Review Neuroscience 13, 336 (2012).