

# 从结构到功能——复杂网络视角下的脑科学

郑本汇源

福建师范大学心理学院, 福建 福州

收稿日期: 2022年11月7日; 录用日期: 2022年12月5日; 发布日期: 2022年12月12日

---

## 摘要

目前在脑科学领域中, 尽管有了许多突破性的进展, 但我们对复杂大脑功能和认知原理和机制的理解仍然不完全。复杂网络作为描述复杂系统结构的概念, 被引入脑科学以解释这些问题。本文介绍了复杂网络的相关概念, 并回顾了复杂网络在脑科学中的体现和意义, 以更好的推广这一工具在脑科学中的应用。

## 关键词

复杂网络, 脑连接性

---

# From Structure to Function: Brain Science from the Perspective of Complex Networks

Benhuiyuan Zheng

Department of Psychology, Fujian Normal University, Fuzhou Fujian

Received: Nov. 7<sup>th</sup>, 2022; accepted: Dec. 5<sup>th</sup>, 2022; published: Dec. 12<sup>th</sup>, 2022

---

## Abstract

Currently in the field of brain science, despite many breakthroughs, our understanding of complex brain functions and cognitive principles and mechanisms is still incomplete. Complex networks, as a concept to describe the structure of complex systems, were introduced into brain science to explain these issues. This paper introduces the related concepts of complex networks, and reviews the manifestation and significance of complex networks in brain science, in order to better promote the application of this tool in brain science.

## Keywords

### Complex Network, Brain Connectivity

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

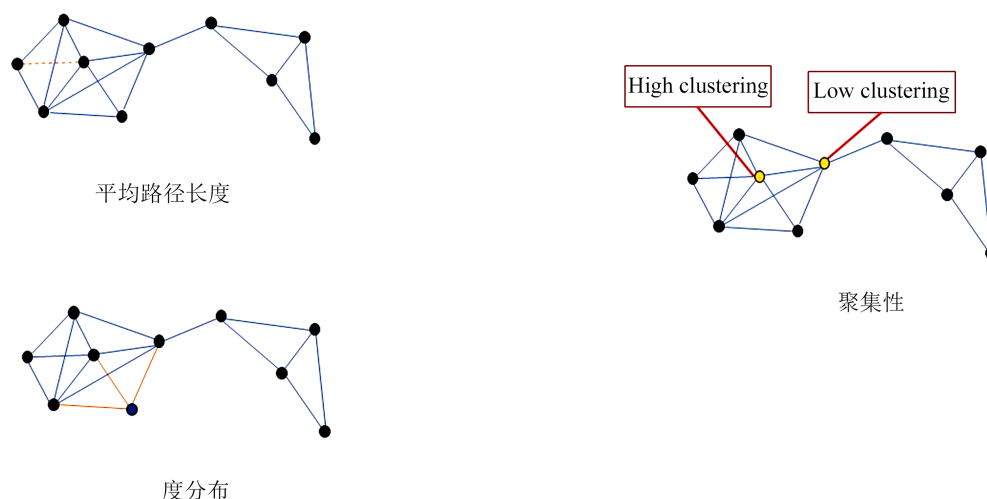
脑科学作为生命科学、心理学、医学、物理学等交叉融合的一门学科，在神经疾病治疗、类脑算法、智能机器人等相关研究领域有着十分重要的意义。蒲慕明院士在《脑科学与类脑研究综述》一文中提出 [1]：“理解大脑的结构与功能是 21 世纪最具挑战性的前沿科学问题；理解认知、思维、意识和语言的神经基础，是人类认识自然与自身的终极挑战。”我们希望通过大脑多尺度结构探索以及功能活动的研究，揭开人类最神秘独特部分的面纱。而在近年脑科学研究特别在认知神经科学领域中，应用复杂网络理论解释脑区协同活动由于其模型简洁、拟合度高、解释力强等优点，迅速受到研究者的关注。本文将介绍复杂网络以及其在脑科学中如何应用，回顾复杂网络在脑科学的相关研究，并展望未来两者结合的方向。

## 2. 复杂网络的定义与性质

在现实世界中存在各种各样的系统，它们都可以通过网络予以描述。系统中的元素通过不同的关系交互构成，并将元素和关系利用简单的节点和线段抽象化，即可表示为一个网络。在实际分析中，我们只考虑网络的拓扑性质。而复杂网络的拓扑性质不同于之前研究的规则网络或随机网络，节点数量更多，因此被认为是网络学研究的第三阶段 [2] [3]。

在复杂网络中，我们通常使用平均路径长度(The average path length)、聚集系数(The clustering coefficient)和度分布(The degree distribution)来描述内部结构(见图 1)。平均路径长度指从一个节点到另一个节点的最短路径。规则网络的平均路径长，而复杂网络的平均路径长度短，因此复杂网络的信息传递效率较高。聚集系数则是描述网络中节点的聚集情况，是每一节点的最近邻点之间存在的可能连接的最大比例。随机网络具有低平均聚类，而复杂网络具有高聚类特性，这揭示复杂网络信息传输的高效率和鲁棒性。最后，节点的度数是将其连接到其他节点的连接数，是最基本的网络度量，而所有网络节点的度数形成度分布。度分布通常以分布函数  $p(k)$  来表示，代表了任一节点有  $k$  度数的概率。在随机网络中，所有连接的概率相等，从而形成高斯对称中心度数分布。而复杂网络的度分布遵循幂律分布。即只有小部分节点拥有大量连接，而大部分节点只有小部分连接。

由于复杂网络属于复杂系统，因此其在宏观层面将涌现一些新的特性，而最具代表的两个性质即小世界效应 [4] 与无标度特性 [5]。小世界效应由高度的聚类和较短的路径长度两个维度构成，具有小世界效应的网络被称为小世界网络(the small world networks)，这样的网络在拥有功能分区的同时保证高效的信息传递。而无标度(scale-free)指节点的其他  $k$  个节点的概率的总体分布不具有峰值，而是遵循幂律，一种连续递减的函数来描述。当在双对数刻度上绘制时，幂律是一条  $k < 0$  的直线。这样的网络也被称为无标度网络(free-scale networks)，其表现为多数节点只有少量联结，而少数节点具有大量联结。



**Figure 1.** Description of the internal structure of a complex network  
**图 1.** 复杂网络的内部结构描述

### 3. 大脑中的复杂网络

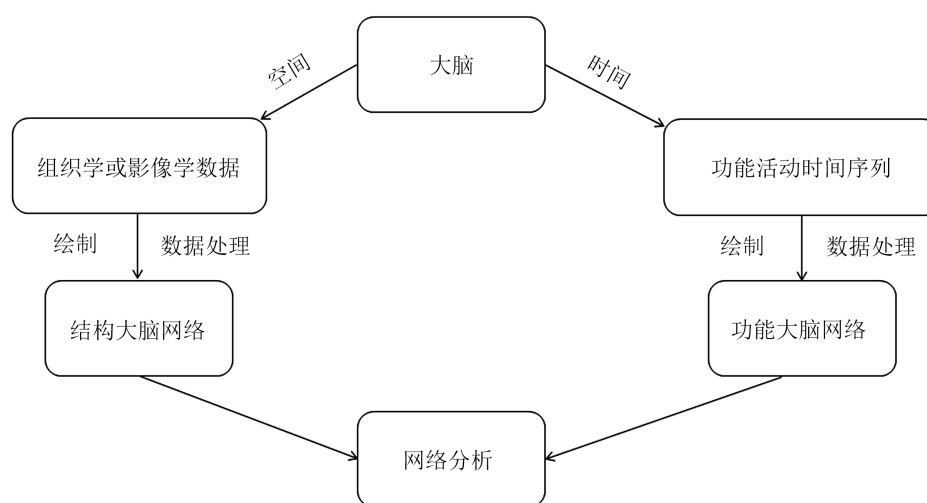
无论是啮齿动物到人类，还是从解剖结构还是功能，目前的研究结果都支持大脑是模块化运作的[6] [7] [8]。模块化和分层模块化网络组织有几个普遍的优点，包括更大的鲁棒性、适应性和网络功能的可演化性。这与人类进化过程的大脑结构和功能的演化是相适应的。然而在复杂网络应用之前，大部分的研究都只关注于几个神经元或脑区的之间的关系，脑科学一直缺乏对大规模复杂脑网络中同步化的理论支持[9]。2005年，由Olaf Sporns等人发起了人类连接组计划(The Human Connectome)开始了目前最详细的人类神经元及其连接的全面结构模型，也将脑科学与复杂网络相结合，使脑科学研究进入新的阶段[10]。

在大规模大脑网络中，节点通常代表大脑区域，而联结线段代表从解剖、功能上有效或其他实际有效的连接[11]。大脑的复杂网络通常分成结构网络与功能网络。人类的脑网络分析流程见图2。结构网络可以表示为由表示神经元素(神经元或脑区)的节点(顶点)组成，由代表物理连接(突触或轴突)的边连接。线虫由于其简单的神经构造，成为了研究大脑结构网络的重要模型生物。利用线虫，人类首次描述了神经系统的小世界网络[4]，并且成功在线虫神经系统中构建了首个完整的神经连接组图谱[12]。在人脑的范围内，结构网络通常由这些连接通常指的是连接皮质和皮质下区域的白质投影。这种结构连接被认为在较短的时间尺度上(几秒钟到几分钟)是相对稳定的，但在较长的时间尺度上(几小时到几天)可能会有可塑性的依赖性变化。从结构上，大脑网络的分布和代谢的成本是可控的，并不是不是严格的最小化[13]。这种最小化会发生在某一脑区模块内部中，但在全脑范围则存在密集互联但解剖学上分离的核心节点以及介导长距离脑区间连接的线路。这种看似矛盾的现象目前认为是在生物进化中成本、效率、复原力和其他拓扑因素的多种竞争性选择压力之间的适应性权衡的结果[14]。

各脑区之间的精妙合作是认知功能的基础，而认知神经科学的挑战之一正是确定这些区域如何交换信息并成功建立功能性神经元集合，即功能连通性。在认知科学中有了两个重要的组织原则，即功能的分离和整合。简言之，大脑动态地重新配置其功能组织以支持不同的认知任务表现。成功的重构是更好的任务表现的基础，它不仅依赖于专门子系统的充分独立处理(即分离)，而且依赖于不同子系统之间有效的协同合作(即整合) [10] [15]。功能网络则来源于时间序列的观察。描述神经元之间的时间序列数据可以通过多种技术得到，包括脑电图(EEG)、脑磁图(MEG)和功能性磁共振成像(fMRI)，并可以通过多种方式计算相关性，包括互相关(cross-correlation)、互信息(mutual information)或光谱相干(spectral coherence)等。

虽然两个神经元素之间的统计关系的存在通常被认为是功能耦合的标志，但必须注意，这种耦合只说明相关，而非因果关系。功能连接是高度时间依赖性的，常常在几十或几百毫秒内发生变化，因为功能连接不断受到感觉刺激和任务背景的调节。功能网络的经典案例来自静默网络(default mode network)，一组不受外界功能任务激活的大规模功能网络，其功能包括自传式记忆检索、展望未来和构想他人的观点三个方面，静默网络的失活抑制与精神分裂症等多种精神疾病密切相关[16] [17]。而静默网络与其他一些网络，例如静息状态网络(resting-state network, RSNs)等，组成更大范围的全脑静息态功能网络。

目前研究证实了结构网络和功能网络符合小世界网络的特征，这对于理解认知和行为背后的大脑机制至关重要[18]。鉴于大脑的功能和结构组织之间的相似性，人们很容易假设大脑中功能性网络与它们所属的结构网络非常相似，功能网络可能是结构网络的宏观状态。然而，大脑功能和结构之间的关系是高度非线性的[19]，理解大脑功能网络如何从其潜在的结构连接中产生仍然是一个热门的探讨方向。



**Figure 2.** Steps of brain network extraction and analysis  
**图 2.** 脑网络提取与分析的步骤

#### 4. 大脑复杂网络的意义

无大脑是一个复杂的多尺度结构，因此对于大脑活动的解释，不同领域的研究者们在不同尺度下都给出了相当多的证据予以说明。但很难将这些证据合成一个完善的模型。而复杂理论提供了一个十分重要的原则，即在小尺度测量下涌现的特征可能是大尺度形成的成因。目前，人类已经发现部分功能连接可能是由于全脑结构网络的集体特征作用形成的[20]，而功能网络的微观结构(microarchitecture)可以跨尺度影响大脑功能[21]。因此，利用复杂理论推导不同尺度之间脑网络的联系是构建大脑多尺度结构和功能框架的关键。

计算神经科学的一个中心目标是了解神经实体(例如大脑区域)如何相互作用以计算认知功能。从历史上看，认知神经科学家试图通过将认知过程映射到神经实体来理解神经系统。然而，神经实体的综合功能仍然不足以解释如何认知是通过这些成分之间的集体互动而产生的，因为理解这种计算的结果不仅需要定位信息的位置，还需要确定这些信息是如何到达这些位置的。随着复杂网络在脑科学中的运用，这类问题成为了网络神经科学解决的主要问题，并有了较大进展[22]。

随着深度学习以及神经网络的大规模普及，全世界都惊叹于人工智能带来的巨变，并聚焦于下一代类脑算法的发展。如何使算法在尽可能少的算力下运行最高效的计算成为目前该领域的难题。而脑网络

由于属于小世界网络，其完善的缩放关系反映了最大化拓扑复杂性和最小化布线成本之间的权衡，实现了高效的信息传递。因此，脑网络的测量和建模结果可能能够启发更高效的类脑算法的实现[23] [24]。

## 5. 局限和展望

尽管复杂网络在脑科学中的应用结果是令人振奋的，但目前依然有两个局限困扰着进一步的研究。首先，大部分人类脑科学复杂网络的研究都是在宏观尺度下基于脑区结构与功能性的观测，而很少涉及微观尺度的研究，例如神经元，突触或分子的机制。并且不同尺度之间也缺乏一个很好的工具进行跨尺度的研究以揭示大脑的工作原理。第二个局限，我们的观测收集的都是相关性而非因果性的证据，因此如何从结构产生功能这一基本问题并不能很好地被回答。目前，研究者们已经将目光放在复杂网络的因果涌现方向，希望通过建立不同复杂系统的因果普适来解决这个问题[25]。

从“人类大脑计划”开始，人类就着力于能够一窥大脑的全部奥秘。然而大脑作为一个复杂系统，如果只是简单地通过宏观的功能实现就依赖还原论与微观神经活动直接建立因果联系显然并不合适。而复杂网络的引入提供了一个理论框架，将大脑的神经研究和计算研究在所有尺度上(从神经元到系统)统一起来，很好地解释并预测在大尺度范围下大脑解剖 - 动力 - 功能系统的关系，为脑科学工作者，特别是认知神经科学的研究者们提供了一个方法和工具。与复杂网络理论的结合或许能够成为下一个脑科学研究的重大突破。

## 参考文献

- [1] 蒲慕明, 徐波, 谭铁牛. 脑科学与类脑研究概述[J]. 中国科学院院刊, 2016, 31(7): 725-736+714.
- [2] 周涛, 柏文洁, 汪秉宏, 刘之景, 严钢. 复杂网络研究概述[J]. 物理, 2005, 34(1): 31-36.
- [3] 刘涛, 陈忠, 陈晓荣. 复杂网络理论及其应用研究概述[J]. 系统工程, 2005, 23(6): 1-7.
- [4] Watts, D.J. and Strogatz, S.H. (1998) Collective Dynamics of “Small-World” Networks. *Nature*, **393**, 440-442. <https://doi.org/10.1038/30918>
- [5] Barabási, A.L. and Albert, R. (1999) Emergence of Scaling in Random Networks. *Science*, **286**, 509-512. <https://doi.org/10.1126/science.286.5439.509>
- [6] Schwarz, A.J., Gozzi, A. and Bifone, A. (2008) Community Structure and Modularity in Networks of Correlated Brain Activity. *Magnetic Resonance Imaging*, **26**, 914-920. <https://doi.org/10.1016/j.mri.2008.01.048>
- [7] Chen, Z.J., He, Y., Rosa-Neto, P., et al. (2008) Revealing Modular Architecture of Human Brain Structural Networks by Using Cortical Thickness from MRI. *Cerebral Cortex*, **18**, 2374-2381. <https://doi.org/10.1093/cercor/bhn003>
- [8] Ferrarini, L., Veer, I.M., Baerends, E., et al. (2009) Hierarchical Functional Modularity in the Resting-State Human Brain. *Human Brain Mapping*, **30**, 2220-2231. <https://doi.org/10.1002/hbm.20663>
- [9] McIntosh, A.R. and Korostil, M. (2008) Interpretation of Neuroimaging Data Based on Network Concepts. *Brain Imaging and Behavior*, **2**, 264-269. <https://doi.org/10.1007/s11682-008-9031-6>
- [10] Sporns, O., Tononi, G. and Kötter, R. (2005) The Human Connectome: A Structural Description of the Human Brain. *PLoS Computational Biology*, **1**, e42. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.0010042>
- [11] Friston, K.J. (1994) Functional and Effective Connectivity in Neuroimaging: A Synthesis. *Human Brain Mapping*, **2**, 56-78. <https://doi.org/10.1002/hbm.460020107>
- [12] Cook, S.J., Jarrell, T.A., Brittin, C.A., et al. (2019) Whole-Animal Connectomes of both *Caenorhabditis elegans* Sexes. *Nature*, **571**, 63-71. <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1352-7>
- [13] Bullmore, E. and Sporns, O. (2012) The Economy of Brain Network Organization. *Nature Reviews Neuroscience*, **13**, 336-349. <https://doi.org/10.1038/nrn3214>
- [14] Hofman, M.A. (2012) Design Principles of the Human Brain: An Evolutionary Perspective. *Progress in Brain Research*, **195**, 373-390. <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-53860-4.00018-0>
- [15] Wang, R., Liu, M., Cheng, X., et al. (2021) Segregation, Integration, and Balance of Large-Scale Resting Brain Networks Configure Different Cognitive Abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **118**, e2022288118. <https://doi.org/10.1073/pnas.2022288118>

- 
- [16] Buckner, R.L., Andrews-Hanna, J.R. and Schacter, D.L. (2008) The Brain's Default Network: Anatomy, Function, and Relevance to Disease. *Annals of the New York Academy of Sciences*, **1124**, 1-38. <https://doi.org/10.1196/annals.1440.011>
- [17] Anticevic, A., Cole, M.W., Murray, J.D., *et al.* (2012) The Role of Default Network Deactivation in Cognition and Disease. *Trends in Cognitive Sciences*, **16**, 584-592. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2012.10.008>
- [18] Liao, X., Vasilakos, A.V. and He, Y. (2017) Small-World Human Brain Networks: Perspectives and Challenges. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, **77**, 286-300. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2017.03.018>
- [19] Medaglia, J.D., Huang, W., Karuza, E.A., *et al.* (2018) Functional Alignment with Anatomical Networks Is Associated with Cognitive Flexibility. *Nature Human Behaviour*, **2**, 156-164. <https://doi.org/10.1038/s41562-017-0260-9>
- [20] Adachi, Y., Osada, T., Sporns, O., *et al.* (2012) Functional Connectivity between Anatomically Unconnected Areas Is Shaped by Collective Network-Level Effects in the Macaque Cortex. *Cerebral Cortex*, **22**, 1586-1592. <https://doi.org/10.1093/cercor/bhr234>
- [21] Paquola, C., Amunts, K., Evans, A., *et al.* (2022) Closing the Mechanistic Gap: The Value of Microarchitecture in Understanding Cognitive Networks. *Trends in Cognitive Sciences*, **26**, 873-886. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2022.07.001>
- [22] Bassett, D.S. and Sporns, O. (2017) Network Neuroscience. *Nature Neuroscience*, **20**, 353-364. <https://doi.org/10.1038/nrn.4502>
- [23] Ito, T., Hearne, L., Mill, R., *et al.* (2020) Discovering the Computational Relevance of Brain Network Organization. *Trends in Cognitive Sciences*, **24**, 25-38. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2019.10.005>
- [24] Suárez, L.E., Richards, B.A., Lajoie, G., *et al.* (2021) Learning Function from Structure in Neuromorphic Networks. *Nature Machine Intelligence*, **3**, 771-786. <https://doi.org/10.1038/s42256-021-00376-1>
- [25] Comolatti, R. and Hoel, E. (2022) Causal Emergence Is Widespread across Measures of Causation.