

doi: 10.12068/j.issn.1005-3026.2024.05.003

基于模体 PageRank 算法识别穴位-疾病网络的关键节点

赵海¹, 缪九男¹, 刘晓², 尉雪龙¹

(1. 东北大学 计算机科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110169; 2. 奇安信网神信息技术(北京)股份有限公司, 北京 100096)

摘要: 针对现有针灸关键穴位挖掘算法存在精度不佳、适用性较窄的问题,在“穴位-疾病”网络中引入多穴位间的高阶相互作用,提出一种基于3节点模体的高特异性关键穴位挖掘算法. 将此算法从分辨率、网络损失和准确性方面分别与其他5种穴位重要性评估算法进行比较. 结果表明,该算法识别的关键穴位对网络的连通性有明显的破坏作用,说明关键穴位处于穴位疾病网络拓扑结构的核心位置,并与其他穴位有较高的协同合作;该算法的稳定性保证了关键穴位的可靠性;从网络拓扑结构和穴位间的高协同性角度来看,该算法寻找的关键穴位可以作为穴位网络中的核心穴位,帮助研究人员探索有针对性的、高影响力的穴位组合.

关键词: 穴位;疾病;模体;网络;网页排名算法

中图分类号: TP 301.6 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2024)05-0628-08

Identification of Key Nodes of Acupoint-Disease Network Based on Motif PageRank Algorithm

ZHAO Hai¹, MIAO Jiu-nan¹, LIU Xiao², YU Xue-long¹

(1. School of Computer Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110169, China; 2. Qi An Xin Technology Group Inc, Beijing 100096, China. Corresponding author: YU Xue-long, E-mail: 2110697@stu.neu.edu.cn.)

Abstract: Aiming at the problems of poor accuracy and narrow applicability of the existing key acupoint mining algorithms, a high specificity acupoint mining algorithm based on a 3-node motif is proposed by introducing higher-order interactions between multiple acupoints in the acupoint-disease network. Comparing this algorithm with five other acupoint importance assessment algorithms in terms of resolution, network loss, and accuracy, the results show that the key acupoints identified by this algorithm have obvious destructive effects on the connectivity of the network, which indicates that the key acupoints are the core of the topology of acupoint-disease network and have high synergistic co-operation with other acupoints. The stability of this algorithm ensures the reliability of the key acupoints. From the perspective of the network topology and the high synergy between acupoints, the key acupoints found by the algorithm can be used as the core acupoints in the acupoint network, helping researchers to explore targeted and highly effective combinations of acupoints.

Key words: acupoint; disease; motif; network; PageRank algorithm

针灸作为一种传统的医疗方法,具有重要的医疗价值和可靠的临床疗效,得到了许多国际组织的认可^[1]. 针灸是指医师为治疗疾病而选择合适的穴位,通过针刺、压迫或热刺激来解决临床

问题的一种方法. 随着现代生物学的迅速发展,大量的学者开始研究针灸的神经关联和生物机制,使人们开始探索经络系统的医疗价值. 目前,关于经络系统依然存在着许多争论,例如,针灸

收稿日期: 2023-03-05

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(N2020GFZD014); 北京市博士后科研基金资助项目(2021-ZZ-092).

作者简介: 赵海(1959-),男,辽宁沈阳人,东北大学教授,博士生导师.

与非针灸的疗效是否存在差异,这促使大量不同领域的研究者从临床和生物学特征等多个角度对穴位的特异性进行深入研究^[2].

无论从哪个角度看,上述研究的观点都是立足于穴位的特异性,深度挖掘穴位的信息,帮助医师更深入地了解穴位的特点,在面对临床问题时选择更适用的穴位.研究人员根据历史治疗案例,总结了具体病情的常用穴位和选择模式.例如,稳定型心绞痛的穴位选择模式^[3-4],以及颞下颌关节疾病的远距离穴位模式^[5].此外,其他领域的学者也研究了基于生物技术的选穴模式.Ryu等^[6]研究了穴位的生物电位及其标准误差,以验证皮肤电位研究穴位电特性的可靠性.

人体经络系统是由经络交织而成的网络,与其他生理系统一起构成了人体的复杂结构和功能.经络系统以网络的形式散布在身体各处,与其他子系统相互作用,传递和调节身体的生理信息.目前,网络科学已有完整的理论基础和大量的应用案例.运用复杂网络思想探索穴位选择的规律已成为中医研究的新趋势.复杂网络理论关注的是网络结构特征,其基础是网络内节点之间的相互作用.与统计分析相比,复杂网络分析方法中对关键节点的识别可以支持对穴位与疾病关系研究的新认识.已有大量文献将复杂网络理论应用在“穴位-疾病”关系研究中.王媛媛等^[7]以教科书中的处方为数据源,通过穴位处方关系构建了一个辨证论治的穴位处方网络.吴巧凤等^[8]参照中医复杂网络研究领域取得的成果,探讨了穴位组合研究的适用性,以及穴位相容性的生物数据整合.该研究表明,目前的复杂网络分析方法可能是了解穴位合理组合的规律和机制的有效手段.

除了上述文献展示了复杂网络理论的适用性外,还有利用复杂网络研究不同疾病的穴位组合模式的文献^[9-11].上述文献采用基于网络的统计分析方法研究穴位的组合,未能进一步利用网络思维分析穴位与疾病的潜在关系,深入挖掘网络中包含的潜在信息. Shi等^[12]利用复杂网络理论,提出了一种新的辅助穴位选择方法.这项工作构建了无向加权的“穴位-疾病”网络(acupoint-disease network, ADN).在ADN的基础上,采用关键节点识别算法为每条经络选择关键穴位.这样的关键穴位可以作为针灸处方的参考穴位.从临床的角度来看,这种新的研究思路具有深远的意义.从ADN中探索关键穴位,可以理解为从大

量的临床数据中分析出穴位之间的抽象关系.有助于从症状的角度理解穴位之间的宏观联系.

上述文献中提出的网络是基于二元关系的思路得到的;二元关系以最简化的形式表达了穴位间的相互作用.例如,通过两个穴位至少作用于一种疾病的原则,从临床数据中构建网络.然而,这种二元关系忽略了多穴位的交互信息.在临床中,多穴位同时作用于一种疾病,即多个穴位产生协同作用.这种协同作用代表着多个穴位同时在调节体内的生理信息.然而,现有研究往往忽略了这一点,导致得到关键穴位不准确.为了解决这种不足,在ADN中引入多节点的相互作用,并设计了基于3节点模体的PageRank (motif-based PageRank, MPR)算法,为每条经络选择有代表性、包含高阶作用信息的关键穴位.

1 材料和方法

1.1 数据可用性

本文所用的数据来源包括两部分.第一部分是50种常见疾病的针灸处方^[13].该数据源是5733篇中国针灸临床文献中记录的50种常见病的针灸选穴汇总.本文以键值对的形式收集了这些数据,其中疾病作为键,穴位组作为对应的值.第二部分是来自cochrane系统综述数据库(cochrane database of systematic reviews, CDSR)中获得的.该数据集是通过分析CDSR中发表的用于研究疾病治疗的穴位文献而获得的.在CDSR中以“针灸”为关键词进行搜索,得到了所有相应的文献.在去除不相关的文献后,以键值对的形式收集了剩余文献中记录的数据,其中疾病为键,穴位集为对应值.将这两部分数据合并成一个数据集,为后续工作提供数据支持.

1.2 ADN

数据中的键值对描述了多穴位对疾病的协同治疗作用.文献[12]中提出的ADN,是基于穴位组对疾病的协同作用而构建的穴位关联网.该网络的表达形式如下:

定义1 G 代表一个无定向的ADN.

$$G = (V, E, W(E)). \quad (1)$$

式中: V 表示网络的穴位节点集; E 表示网络的边集;如果两个穴位同时作用于一种疾病,那么这两个穴位之间就建立了一种关联关系;如果两个穴位作用于一种以上的疾病,这两个穴位之间的关联强度以权重的形式表示, $W(E)$ 表示穴位之间关联强度分布.

从网络度分布、节点数量、边缘数、平均加权度和平均聚类系数等属性方面对ADN进行了分析.网络分析的结果如表1所示.图1描述了ADN的节点度分布.从图1中可以看出,度分布呈现出小世界网络特征,极其接近正态分布(图中的拟合曲线所示).网络中大量的节点度分布在曲线峰值附近,说明网络中的节点度相差不大.同样地,这种现象也可以从网络的属性中看出,如表1所示.网络的平均聚类系数描述了穴位之间的密切联系程度,而平均加权度则描述了每个穴位的使用频率.从表1中可以看出,ADN的平均聚类系数和平均加权度都很高.该现象表明穴位间关系密切,每个穴位使用频率相近.也就是说,不能通过这些属性来区分每条经络上的关键穴位.

表 1 网络属性
Table 1 Network attributes

网络	节点数量	边缘数	平均加权度	平均聚类系数
G	197	2 373	40.660	0.763

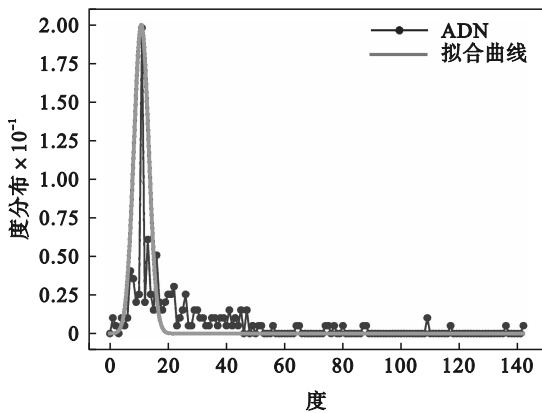


图 1 ADN的度分布
Fig. 1 Degree distribution in ADN

1.3 问题的提出

1.3.1 模体定义

由于多个穴位在治疗疾病时产生协同效应,这种协同效应不能使用成对关系来表达.因此,以往基于成对关系建立的关键穴位挖掘算法丧失了准确性.本文采用网络模体来描述多穴位协同关系,在此基础上研究了相应的关键穴位挖掘算法.由于多穴位协同作用的描述过于复杂,为了便于抽象出这种关系,采用了3节点模体描述^[14].

定义 2 M 表示定义在 k 个节点上的模体.一个模体 M ,在 k 个节点上的定义是一个数组 (B, A) ,其中 B 是一个 $k \times k$ 的二进制矩阵, $A \subset \{1, 2, \dots, k\}$ 指定锚集,是锚节点的索引集.

根据定义 2,下面给出一个实例来解释这个

模体的含义.

图 2 中给出了一个 3 节点模体的例子,其中 B 矩阵是相应模体的数学形式表示, $A = \{ST36, LI4, PC6\}$, 是节点锚集. ST36(足三里)、LI4(合谷穴)与 PC6(内关穴)分别是 3 节点模体中的穴位节点.节点之间加权边表示两个节点在治疗处方中同时出现的次数,其中 1 表示出现的次数,0 表示节点之间没有边.三角面表示这 3 个节点的协同关系;该三角形的几何面积表示这 3 个节点的潜在协同作用强度.

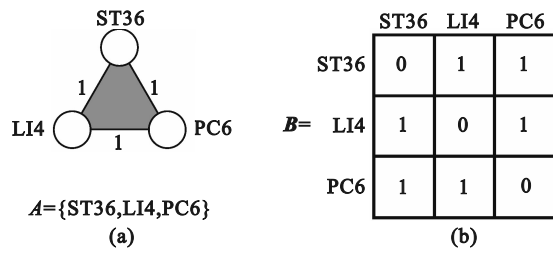


图 2 3 节点简单模体的例子

Fig. 2 Example of 3-node simple motif
(a)—3 节点模体; (b)—模体矩阵.

1.3.2 协同强度分布

研究提取了ADN中所有的3节点模体,计算了这些模体的协同强度分布.如图3所示,网络中3节点模体的协同强度具有幂律分布的特征,即这些协同强度存在明显的差异.为了说明幂律分布的特点,在此用双对数坐标系来展示网络的潜在协同作用强度分布.

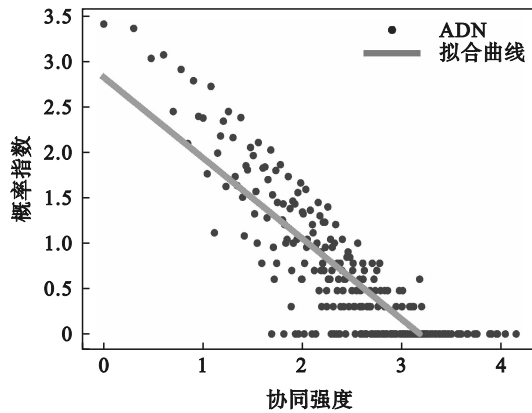


图 3 协同作用强度分布

Fig. 3 Synergistic strength distribution

在图 3 中,横坐标表示协同强度的大小,纵坐标表示协同强度的概率指数.可以看出,穴位协同强度越小,其在网络中出现的概率就越大,反之亦然.有了这样明确的协同强度关系,经络上的关键穴位就可以被更准确地识别出来.下面给出基于 3 节点模体的关键穴位节点挖掘算法.

1.4 基于3节点模体的关键穴位节点挖掘算法

关键节点是指在网络中发挥重要作用的特殊节点.由于现代医学无法确定穴位对生理信息的传播、同步和控制,因此高度抽象的复杂网络模型通过描述穴位之间的联系,为探索关键穴位提供了有效依据.在这项工作中,将ADN与实际的14条经络分布和经外奇穴分布特征相结合,提出了一种关键穴位挖掘算法.在本文中,继续沿用文献中对关键穴位的定义^[12],即关键穴位是指在穴位网络或处方中作为核心指示的穴位,具有广泛的空间分布.一般来说,关键穴位挖掘算法由3个主要步骤组成:①根据经络分布特征划分穴位群;②根据ADN,提取每个集群中节点的特征,然后评估节点的重要性;③根据关键节点的评价指标,选出每个簇中前3个关键穴位节点.基于上述步骤,设计了一个新的节点评估算法,即MPR算法,并选择了一个更有说服力的算法性能评价指标.

1.4.1 协同强度分布

由于“沿着受影响的经络选择穴位”的原则,同一经络上的不同穴位具有广泛的功能;更明显的是,某些经络上的穴位具有局部调控多种症状的能力.这就使得该算法很容易将关键的穴位集中在某些特征经络上.因此,根据经络系统对这些穴位进行划分,使具有特定治疗作用的重要穴位在网络模型中得到突出,同时也平衡了每个社区节点对网络的贡献,帮助医生在每个目标经络中始终有关键穴位作为参考.

人体有14条主要经络,分别是手太阴肺经、手少阴心经、手厥阴心包络经、足太阴脾经、足少阴肾经、足厥阴肝经、手太阳小肠经、手少阳三焦经、手阳明大肠经、足太阳膀胱经、足少阳胆经、足阳明胃经、任脉、督脉.人体的大部分穴位都位于这14条经络上.除了这些穴位外,还有许多经外穴位散布在身体的表面.医生根据疾病发生部位的近端和对症选穴原则,选择有针对性的经外穴位.在中医中,经外穴分为头颈部穴位、胸腹部穴位、背部穴位、上肢穴位和下肢穴位.综上所述,ADN中的节点被划分为19个社区,包括14个经络社区和5个经外穴位社区.

1.4.2 基于3节点模体的MPR算法

对3节点模体进行协同强度测量.本研究利用有效信息(effective information, EI)^[15],找到每个3节点模体的协同强度. EI是一种网络测量方法,可以量化网络中穴位之间的路径信息量,以

及这种信息量的分布情况.网络 G 的协同强度 $I(G)$ 如下:

$$I(G) = H(\langle W_{i.o} \rangle) - \langle H(W_{i.o}) \rangle. \quad (2)$$

式中: $H(\langle W_{i.o} \rangle) = - \sum_{(W_{i.o})} P(\langle W_{i.o} \rangle) \log P(\langle W_{i.o} \rangle)$

表示平均外部权重向量的熵,反映了网络中穴位之间协同强度的分布情况; $P(\langle W_{i.o} \rangle)$ 表示 $\langle W_{i.o} \rangle$ 出现的概率; $\langle W_{i.o} \rangle$ 是网络中平均外部权重向量; $\langle H(W_{i.o}) \rangle$ 是每个穴位的平均熵.

由于ADN包含了节点的所有信息,所以需要测量3节点模体的协同强度,可以通过去除ADN中的模体来测量.因此,3节点模体协同强度的计算方法如下:

定义3 $I(\Delta_i) = I(G) - I(G'_i)$ 代表第 i 个模体的协同强度.

$$I(\Delta_i) = I(G) - I(G'_i). \quad (3)$$

式中:删除了模体 Δ_i 的ADN被表示为 G'_i ; $I(G'_i)$ 表示 G'_i 的协同强度.

网络中所有3节点模体的协同强度由式(3)得到.为了更好地刻画节点的重要性,采用了成熟的PageRank算法来计算节点的重要性.该算法仍然不包括成对关系以外的协同作用,只使用网络的二元关系邻接权重矩阵.由于多节点协同效应会改变成对节点之间的实际互动强度.因此,可以将两个节点之间的3节点模体的协同强度进行转换,得到一个全新的协同强度矩阵,替换掉原网络的邻接权重矩阵.由于成对的节点会出现在不同的3节点模体中,因此把基于3节点模体的成对节点协同强度定义为节点间边的权重 $S(v_i, v_j)$.

$$S(v_i, v_j) = \sum_{v_i, v_j \in \Delta_k} I(\Delta_k). \quad (4)$$

式中: Δ_k 表示第 k 个模体; $I(\Delta_k)$ 代表第 k 个模体的协同强度; v_i, v_j 分别表示第 i, j 个节点.

图4显示了成对关系的邻接矩阵与协同强度矩阵的比较.传统的邻接权重矩阵,如图4a所示,可以看作是成对节点的协同强度矩阵.对于2个以上节点的协同,传统的邻接权重矩阵无法刻画这种协同,会失去很多有用的信息,这样测得的穴位节点重要性就不高.图4b是3节点模体的协同强度矩阵,三角形标注了相应模体的协同强度.与传统的相邻权重矩阵相比,由式(4)得到的协同强度矩阵,可以更有效地利用多个节点的协同信息,准确把握节点之间的隐含联系,准确识

别节点的重要性.例如,传统的邻接权重矩阵只能捕捉到节点 D 和 B 之间的协同关系,而基于 3 节点模体的协同强度矩阵可以捕捉到节点 A 、 B 和 D 之间的协同关系.此外,如果通过节点的加权程度(对矩阵的行或列求和)来辨别节点的重要性,传统的邻接权重矩阵不能区分节点 A 和 B 的重要性,以及节点 C 和 E 的重要性,相反,这 5 个节点的重要性可以通过图 4b 所示的协同强度矩阵准确区分. W 表示网络 G 的加权邻接矩阵, H 表示网络 G 的协同强度矩阵.

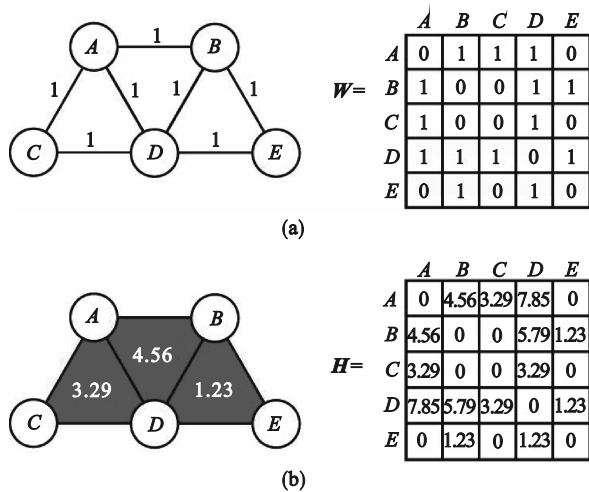


图 4 权重矩阵的例子

Fig. 4 Example of weight matrix
(a)—传统的相邻权重矩阵; (b)—协同强度矩阵.

节点重要性是由 PageRank 计算得到的. PageRank 最初是为了计算互联网世界中由网页组成的给定网络下每个网页的重要性,如今被广泛使用.在一般意义上,PageRank 通过迭代计算的方式,从拓扑学角度反映了其他节点对节点 v_i 的可达性.在文献[16]中,使用了一个简单的迭代算法来计算 PageRank 向量.

$$x_t = dP^T x_{t-1} + \frac{1-d}{N} e. \quad (5)$$

式中: x_t 是第 t 步中的 PageRank 向量; d 是调节因子; N 是节点数; $e \in \mathbf{R}^N$ 是一个每个元素都等于 1 的向量; P 是由 $P_{ij} = W_{ij} / \sum_j W_{ij}$ 得到的过渡概率矩阵; e_{ij} 表示节点 V_i 与节点 V_j 的边; W_{ij} 代表 e_{ij} 的权重,对于一个有向无权图,如果 e_{ij} 存在,那么 $W_{ij} = 1$, 否则 $W_{ij} = 0$. Bianchini 等[17]证明了这种迭代计算总是收敛的,因此得到了图中每个节点的 PageRank 值.

在无权无向网络中,到节点 v_i 的可达路径越多,其 PageRank 值越大;在有权无向网络中,到节点 v_i 的可达路径权重越高,其 PageRank 值越大.

同时,从协同强度的角度看,一个节点的 PageRank 值越高,其邻居的 PageRank 值也会受到一定程度的影响.因此,不管是原始的还是加权的 PageRank,其权重的计算都是基于两个节点之间的直接关系.即这些 PageRank 只考虑二元关系,而忽略了由模体捕获的高阶关系.

给定一个网络 G , 每个节点的 PageRank 值代表影响力或重要性.从式(5)中,可以看到, W 影响了过渡概率矩阵 P , 从而影响到最终的 PageRank 值.即通过改变矩阵 W , PageRank 能够捕捉到隐藏在网络中的信息.综上所述,包含多模体协同作用的邻接矩阵 H , 能够比矩阵 W 提供更多的信息,使 PageRank 能够获得与多个节点具有潜在最大协同强度的关键节点.因此,将式(5)中的转移概率矩阵 P 替换为 P_H ($P_{H,ij} = H_{ij} / \sum_j H_{ij}$). ADN 网络中节点的重要性由改进的 PageRank 算法来计算,该算法被称为基于模体的 PageRank 算法(MPR).

2 实验结果与对比

2.1 性能评估和讨论

为了验证 MPR 选取关键穴位的可靠性,将分别采用分辨率、网络效率和准确度这 3 个指标来评价 MPR 的可靠性.用 6 个节点的重要性评价指标进行对比实验,以验证 MPR 的可靠性.这些重要性评价指标包括接近度中心性(closeness centrality, CC)、介数中心性(betweenness centrality, BC)、特征向量中心性(eigenvector centrality, EC)、聚集局部度(clustered local-degree centrality, CLD)算法[18]和关键节点(Key Node)算法[12].接近度中心性考虑的是所有 $n-1$ 个可达节点中到节点 u 的平均最短路径距离的倒数, u 的接近度中心性越高,表明其他节点离 u 越近.介数中心性考虑的是所有经过 u 的最短路径的分数之和, u 的介数中心性越高,表明越接近网络中心.特征向量中心性不仅考虑了节点本身的程度,还考虑了节点的邻居的程度. CLD 整合了节点及其邻居的局部聚类特征,是一种新的关键节点挖掘算法.关键节点算法考虑了从节点 u 到其他节点的所有路径的权重乘积,衡量了节点在全局网络中的重要性.

2.1.1 分辨率

分辨率是衡量算法性能的常用指标之一,反映了算法能够区分网络中相似度高的穴位的程度[12].本研究用 MPR 的基准比较算法对数据中涉

及的 197 个穴位进行评分,并比较各算法的分辨率 $f(r_A)$.

$$f(r_A) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^R N_i^2}{RN^2}. \quad (6)$$

式中: r_A 表示算法的排名结果; N 表示网络中的节点数; R 表示排名结果的细粒度; N_i 表示排名结果中的第 i 个节点数.

当 $R=1, f(r_A)=0$ 时,表示排名结果不能区分网络中节点的重要性.算法的 $f(r_A)$,越接近于 1,说明算法的排序结果细粒度越细.通过绘制互补累积分布函数 (complementary cumulative distribution function, CCDF) 曲线来比较 MPR 和 5 个基准算法在分辨率方面的优劣.

从图 5 可以看出,MPR 的分辨率明显优于其他 5 种对比算法,说明 MPR 在分辨率上比其他 5 种对比算法有更突出的优势.MPR 利用了多个节点的协同作用,使其能够区分数据中涉及的每个穴位与其他穴位的协同能力.相比之下,其他算法只使用基于成对关系的网络拓扑信息,几乎没有能力区分穴位与其他穴位的协同作用,从而突出了多节点协同作用的重要性.

2.1.2 网络效率

一般认为,关键穴位作为调节局部和全身生理状态的重要切入点,可以保证目标区域之间生理信息的大量、稳定和准确地传递,即每个关键穴位在整个网络拓扑结构中起着“桥梁”作用.网络效率以最短路径来衡量网络中节点的桥梁作用,即通过 1 个节点最短路径的数量.通过 1 个节点最短路径数越多,该节点的桥梁作用就越大,

反之亦然.网络效率的计算方法是去除每种算法中确定的关键节点,并比较每种算法在网络效率方面的优势和劣势^[19-21].网络效率的计算方法如下:

$$\eta = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{v_i, v_j \in V, i \neq j} d_{ij}. \quad (7)$$

式中: η 表示网络效率; d_{ij} 表示节点 v_i 与节点 v_j 的拓扑距离.

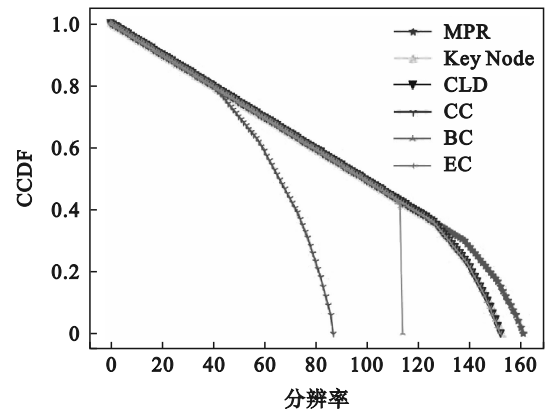


图 5 6 种算法所提供的排名表的互补累积分布函数
Fig. 5 Complementary cumulative distribution function for the ranking distributions of ranking list offered by six algorithms

算法的网络效率越低,所确定关键穴位的中心作用就越高.通过计算各算法的网络效率结果显示在表 2 中.从表 2 的结果可以看出,网络效率最差的是 CC 算法,网络效率最好的是 MPR 算法.从网络效率的角度来看,MPR 所识别的关键穴位在整个网络拓扑结构中起到了“桥梁”作用.

表 2 6 种算法的网络效率对比

Table 2 Network efficiency comparisons of six algorithms

算法	MPR	Key Node	CLD	CC	BC	EC
效率	0.0008	2.4721	2.2307	2.6306	2.4249	2.4875

2.1.3 精准性

为了衡量算法所识别的关键穴位的准确性,需要一组基准分数.本研究选择了一种用于加权网络的节点能力评估方法,即加权级联 (weighted cascades, WC) 模型^[22-24]来计算所有节点的基本协同能力作为基准分数.通过测量基准分数和每个算法计算的节点重要性结果之间的 Kendall 相关系数,来评估每个算法识别的关键穴位集的准确性.相关性越高,节点重要性排名结果就越准确. Kendall 相关系数 τ 的计算方法如下:

$$\tau = \frac{2(X_a - X_b)}{|X|(|X| - 1)}. \quad (8)$$

式中: $|X|$ 表示序列 X 的元素数量; X_a 表示序列 X 中第 a 个元素; X_b 表示序列 X 中第 b 个元素.

由于关键穴位能够调节全身和局部的生理信息,因此能够在不同区域之间大面积、稳定、准确地传递生理信息,这与 WC 模型的基本思想不谋而合. WC 模型从信息扩散的角度衡量节点与其他节点的协同能力.由于该模型具有较高的适用性,已被学者们作为衡量节点重要性的基准方法而广泛应用.在这个模型中,首先将网络转换

为有向网络,并通过式(9)所示的计算方法设定节点之间的扩散概率 $P_{m,ij}$.

$$P_{m,ij} = \frac{W_{ij}}{\sum_{v_k \in N_i} W_{ik}} \quad (9)$$

式中: v_k 表示第 k 个节点; W_{ik} 为节点 v_i 与节点 v_k 的关系强度.

每个节点的重要性是通过ADN上的信息传播过程来衡量的.为了便于理解,下面用一个实例来说明这个基准评价标准的工作原理.

图6说明了WC模型的计算过程.首先,网络

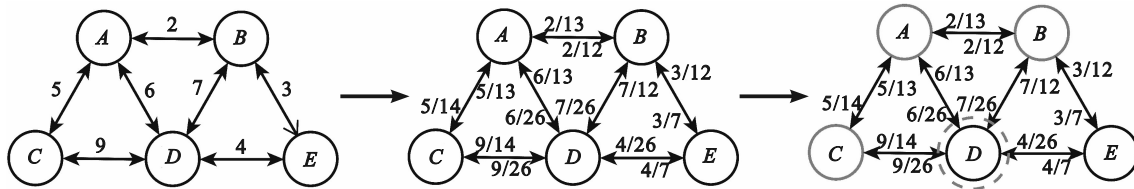


图6 WC模型的实例

Fig. 6 Toy examples of WC model

表3 6种算法的准确度对比

Table 3 Accuracy comparisons of six algorithms

算法	MPR	Key Node	CLD	CC	BC	EC
准确度/%	63.360	49.191	42.100	50.939	52.659	43.100

3 结 语

为了解决现有关键针灸穴位挖掘算法在ADN网络中忽略了多穴位的协同效应导致的精度不佳、适用性较窄的问题,本研究通过在ADN上引入3节点模体的高阶相互作用,重构网络的边缘权重,并提出MPR穴位评价指标来解决这一缺点.与其他评价指标相比,该指标的准确度较高,可以提供更好的穴位组合作为参考.在此基础上,可以对针灸处方进行优化和改进,从而减少因主观因素造成的穴位选择差异,提高针灸治疗的效率和效果.

参考文献:

[1] Li N C, Li M Y, Chen B, et al. A new perspective of acupuncture: the interaction among three networks leads to neutralization [J]. *Evidence-Based Complementary and Alternative Medicine*, 2019, 2019: 2326867.

[2] Zhou W, Benharash P. Effects and mechanisms of acupuncture based on the principle of meridians [J]. *Journal of Acupuncture and Meridian Studies*, 2014, 7(4): 190-193.

[3] Tang Y H, Fei L B, Deng J, et al. Rules of acupoint and meridian selection in acupuncture-moxibustion for stable angina pectoris [J]. *World Journal of Acupuncture-Moxibustion*, 2018, 28(2): 109-113.

[4] Ming S R, Fu Y L, Hou W G, et al. The effect of sensation of

被转化为一个有向网络(无向边,转化为双向边).然后,根据式(9),每个节点指向其邻居的边的权重被转换为传播概率.最后,在这样的网络上,模拟WC的传播过程.每个节点直接和间接影响的其他节点的数量被认为是该节点的重要性.由于用这种方式评估结果具有随机性的,因此将传播过程重复了10次,并对结果进行平均.在表3中显示了每种算法相对于基准结果的准确度.从表3中可以看出,MPR算法的准确度远远超过了其他关键点评估算法.这突出了多个穴位协同作用的重要性.

transmission along meridian acupuncture for chronic nonbacterial prostatitis [J]. *World Journal of Acupuncture - Moxibustion*, 2019, 29(2): 113-118.

[5] Zotelli V L, Grillo C M, Gil M L, et al. Acupuncture effect on pain, mouth opening limitation and on the energy meridians in patients with temporomandibular dysfunction: a randomized controlled trial [J]. *Journal of Acupuncture and Meridian Studies*, 2017, 10(5): 351-359.

[6] Ryu Y H, Cho S J, Lee S H, et al. The biopotential of acupuncture points and its standard error [C]//2011 IEEE MTT-S International Microwave Workshop Series on Intelligent Radio for Future Personal Terminals. Daejeon, 2011: 1-2.

[7] 王媛媛,林枫,江钟立.基于复杂网络分析技术的针灸辩证取穴模式分析[J].*中国针灸*, 2011, 31(1): 85-88. (Wang Yuan-yuan, Lin Feng, Jiang Zhong-li. Pattern of acupoint selection based on complex network analysis technique [J]. *Chinese Acupuncture & Moxibustion*, 2011, 31(1): 85-88.)

[8] 吴巧凤,张承舜,陈勤,等.采用复杂网络方法研究膻穴配伍的可行性探讨[J].*针刺研究*, 2012, 37(3): 252-255. (Wu Qiao-feng, Zhang Cheng-Shun, Chen Qin, et al. On feasibility of researching acupoint combination by using complex network analysis techniques [J]. *Acupuncture Research*, 2012, 37(3): 252-255.)

[9] Wu H H, Wen J, Han P, et al. The exploration on the characteristics of acupoint selection and the rule of acupoint combination in treatment of insomnia with acupuncture and moxibustion: complex network analysis [J]. *World Journal of Acupuncture-Moxibustion*, 2022, 32(1): 61-69.

[10] Lin J Y, Liu J, Chen B, et al. Research on acupoint

- selection rules of acupuncture for trigeminal neuralgia based on complex network [J]. *World Journal of Acupuncture-Moxibustion*, 2020, 30(4):288-295.
- [11] 王雪,杨栋婷,刘文娜,等.基于复杂网络分析的针刺治疗脑卒中后抑郁的俞穴配伍规律研究[J].中国医药导报, 2019, 16(33):111-115.
(Wang Xue, Yang Dong-ting, Liu Wen-na, et al. Study on the general character of acupuncture points for post-stroke depression based on complex network analysis [J]. *China Medical Herald*, 2019, 16(33):111-115.)
- [12] Shi H, Liu Y, Cui E, et al. A key node mining method based on acupoint-disease network (ADN): a new perspective for exploring acupoint specificity [J]. *Evidence-Based Complementary and Alternative Medicine*, 2020, 2020: 6031601.
- [13] 沈尔安,王登旗,肖继芳.50种病证针灸最常用穴位统计[J].中医文献杂志,1994,12(3):9-11,25.
(Shen Er-an, Wang Deng-qi, Xiao Ji-fang. Statistics of the most commonly used acupuncture points for 50 diseases and syndromes [J]. *Journal of Traditional Chinese Medical Literature*, 1994, 12(3):9-11, 25.)
- [14] Benson A R, Gleich D F, Leskovec J. Higher - order organization of complex networks [J]. *Science*, 2016, 353 (6295):163-166.
- [15] Griebenow R, Klein B, Hoel E. Finding the right scale of a network: efficient identification of causal emergence through spectral clustering [EB/OL]. (2022-02-16) [2022-12-12]. <https://arxiv.org/pdf/1908.07565.pdf>.
- [16] Page L, Brin S, Motwani R, et al. The PageRank citation ranking: bringing order to the web [EB/OL]. (1998-07-29) [2022-11-11]. <http://www.eecs.harvard.edu/~michaelm/cszzz/pagerank.pdf>.
- [17] Bianchini M, Gori M, Scarselli F. Inside PageRank [J]. *ACM Transactions on Internet Technology*, 2005, 5(1):92-128.
- [18] Li M T, Zhang R S, Hu R J, et al. Identifying and ranking influential spreaders in complex networks by combining a local-degree sum and the clustering coefficient [J]. *International Journal of Modern Physics B*, 2018, 32(6): 1850118.
- [19] Vragović I, Louis E, Diaz-Guilera A. Efficiency of informational transfer in regular and complex networks [J]. *Physical Review E*, 2005, 71(3):036122.
- [20] Ureña R, Kou G, Dong Y C, et al. A review on trust propagation and opinion dynamics in social networks and group decision making frameworks [J]. *Information Sciences*, 2019, 478:461-475.
- [21] Latora V, Marchiori M. Efficient behavior of small-world networks [J]. *Physical Review Letters*, 2001, 87(19):198701.
- [22] Hong T, Liu Q P. Seeds selection for spreading in a weighted cascade model [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2019, 526:120943.
- [23] Kempe D, Kleinberg J, Tardos É. Maximizing the spread of influence through a social network [C]//Proceedings of the Ninth ACM SIGKDD International Conference On Knowledge Discovery and Data Mining. Washington D C, 2003:137-146.
- [24] Chen W, Wang Y J, Yang S Y. Efficient influence maximization in social networks [C]//Proceedings of the 15th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Paris, 2009: 199-207.