拖延的脑机制: 基于大尺度脑网络的分析

苏缙^{1†}, 郭逸群^{2†}, 陈志毅¹, 张顺民¹, 黄希庭^{1,3*}, 冯廷勇^{1*}

1. 西南大学心理学部, 认知与人格教育部重点实验室, 重庆 400715;

2. 重庆邮电大学创新创业教育学院, 重庆 400065;

3. 西南大学心理学与社会发展研究中心, 重庆 400715

† 同等贡献

* 联系人, E-mail: xthuang@swu.edu.cn; fengty0@swu.edu.cn

收稿日期: 2018-09-04; 接受日期: 2018-09-28; 网络版发表日期: 2018-12-06

国家自然科学基金(批准号: 31571128)和中央高校基本科研业务经费创新团队项目(批准号: SWU1509392)资助

摘要 拖延是指个体明知有害却仍自愿推迟执行任务的一种不理智行为。拖延不仅会对人们的情绪、学业表现以及社会成就等产生不利的影响, 而且会降低人们的主观幸福感, 更有甚者会损害人们的身心健康。关于拖延的神经基础, 目前研究只探索了拖延和脑区局部活动及简单的功能连接的关系。然而, 拖延行为涉及任务价值表征、认知控制、趋近与回避动机等复杂的心理过程, 以单变量和局部的脑活动来对拖延的神经基础进行描述会存在可见的局限。因此本研究采用图论拓扑分析的方法从大尺度脑网络连接角度考察拖延的神经基础。首先, 定义Power等人的全脑264个感兴趣区(regions of interest, ROIs)为网络的节点, 进一步采用图论分析的方法重构了全脑10个固有大尺度脑网络, 结果发现构建的脑网络具有较好的网络拓扑属性(如较高的局部效率和全局效率)。其次, 采用皮尔逊相关的方法计算了10个脑网络内以及网络间的功能连接的强度。最后, 考察了脑网络连接的强度与拖延行为之间的关系。结果发现, 拖延与扣带执行网络的内部连接存在显著的负相关, 而与皮层下网络的内部连接存在显著的正相关; 进一步的网络间的功能连接发现, 突显网络与皮层下网络间的功能连接与拖延存在显著的正相关。这些结果表明, 皮层下网络和扣带执行网络内的连接以及突显网络对皮层下网络的调节可能是特质性拖延的神经基础。本研究的结果证明了认知控制与冲动性价值表征等认知能力在拖延行为中的重要作用。

关键词 拖延, 图论分析, 大尺度脑网络, 功能连接

拖延(procrastination)是指尽管个体预见到拖延会带来不利后果, 仍自愿推迟开始或完成某一计划好的任务^[1]。拖延是一种普遍存在的社会现象^[1], 跨文化的研究表明, 不同文化背景下有15%~20%的成年人存在慢性拖延^[2], 超过75%的学生承认自己存在学业拖延行为, 甚至部分学生存在长期的行为障碍性拖延^[3]。

拖延不仅会对人们的情绪、学业表现以及社会成就等产生不利的影响, 而且会降低人们的主观幸福感, 更有甚者会损害人们的身心健康^[4,5]。因此, 拖延行为的认知机制、影响因素及干预等受到国内外研究者的广泛关注和重视。然而, 对拖延的神经机制的研究相对较少, 而且研究结果存在一些争议。研究拖延的神经基

引用格式: 苏缙, 郭逸群, 陈志毅, 等. 拖延的脑机制: 基于大尺度脑网络的分析. 中国科学: 生命科学, 2019, 49: 77-88

Su T, Guo Y Q, Chen Z Y, et al. The neural basis underlying procrastination: a large-scale study of brain networks (in Chinese). Sci Sin Vitae, 2019, 49: 77-88, doi: 10.1360/N052018-00158

础不仅能够揭示拖延行为发生的认知神经机制, 而且能够为拖延的应对和预防提供科学的依据。

过去几十年中, 研究者试图探明拖延行为发生的心理机制。从具体任务特征的层面, Steel^[1]认为对任务的厌恶和任务奖赏的延迟时间对拖延行为的产生有着重要的影响。具体而言, 许多研究者都发现人们普遍将任务厌恶作为拖延的主要原因^[6,7], 并且实证研究也发现越是负性的任务引起拖延的概率也越大^[8,9]。此外, 根据延迟折扣现象^[10], Steel^[1]强调任务的奖惩被延迟得越多其效用就会被折扣得越多, 从而引起更严重的拖延行为。已有的实证研究也支持了这一推论。例如, Dewitte和Schouwenburg^[11]发现, 学生的学习动机随着距离考试日期的时间增加而被按照双曲线的形式折扣掉; 在个体特质层面研究也发现, 高拖延者较低拖延者确实更倾向于赋予延迟奖励更少的价值^[12]。Steel^[1]的元分析显示, 冲动和认知控制被认为是导致拖延行为最重要的人格因素。并且许多研究者也将拖延的成因归结为自我调节的失败^[13,14]。元分析的结果表明, 拖延与冲动性存在较强的正相关(皮尔逊 $r=0.41$), 而与自我控制存在较强的负相关($r=-0.58$)^[1]。行为遗传学的研究表明, 拖延与冲动性基因多态性在很大程度上是重合的, 并将拖延看作是冲动性的副产物^[15,16]。但是, 有研究者认为, 拖延与冲动性的高相关可能是由于两者都是自我控制失败所致^[17]。在面临立即奖赏的诱惑时, 拖延者的延迟满足能力更差^[18], 因此在跨期决策中更加偏爱立即奖赏, 延迟折扣率较大^[12]。很多的研究者都将延迟折扣看作是衡量冲动性的一个重要维度, 较大的延迟折扣率表现为认知控制能力的缺失^[16,19]。这些研究都表明, 与不拖延者相比, 拖延者的认知控制能力不足, 进而导致其表现出较多的冲动行为^[20]。同时, 有研究发现, 认知控制的不同成分(认知监控、工作记忆和自我规划)能够显著地预测大学生的学业拖延^[21]。综上分析表明, 冲动性和认知控制可能在拖延行为的发生中起到重要作用。

近些年来, 研究者开始采用多种脑成像的方法考察拖延的神经基础。有研究利用基于体素形态学(voxel-based morphometry, VBM)的技术考察了拖延与大脑灰质的关系, 结果发现, 拖延与海马旁回(parahippocampal gyrus, PHG)和眶额叶(orbitofrontal cortex, OFC)的灰质体积成正相关, 而与额中回(middle frontal gyrus, MFG)和额下回(inferior frontal gyrus, IGF)的灰

质体积成负相关, 这说明拖延可能与自我控制、情绪调节和预期想象等有密切关系^[22]。采用静息态功能磁共振技术(resting-state functional magnetic resonance imaging, Rs-fMRI), 研究者发现, 拖延是由于默认网络(default mode network, DMN)的核心节点(腹内侧前额叶和旁海马)的活动增强以及负责认知控制加工的前侧前额叶(anterior prefrontal cortex, aPFC)的活动减弱有关^[23]; 功能连接的结果表明, 与自我控制相关的脑区的功能连接(如腹内侧前额叶与背外侧前额叶(ventromedial prefrontal cortex-dorsolateral prefrontal cortex, vmPFC-DLPFC), 背侧前扣带回与尾状核(dorsal anterior cingulate cortex-caudate, dACC-caudate))与拖延存在负相关^[24]。这些研究从神经基础角度证实了自我调控失败(self-regulatory failure)可能是拖延的原因之一。先前大量行为研究表明, 冲动性和拖延具有高相关性(元分析: $r=0.41$)^[1], 甚至有行为遗传研究认为拖延是冲动性的副产物^[15]。而最近的研究发现, 拖延和冲动性具有共同的神经基础-背外侧前额叶(DLPFC), 进一步中介分析表明, DLPFC完全中介了冲动性对拖延的影响, 这说明两者高相关的原因与自我控制能力密切相关, 而非拖延是冲动性的副产物^[17]。Wu等人^[12]利用事件相关电位技术(event-related potential, ERP)研究发现, 高拖延者在加工延迟时间及奖赏价值时表现出更强和潜伏期更长的P2电波, 支持了拖延者对延迟折扣更加敏感的假设。综上分析发现, 拖延行为的神经基础一方面涉及默认网络的活动, 另一方面也可能涉及认知控制脑区与皮层下网络的交互作用。

虽然已有一些研究采用基于单个或几个脑区结构或功能的分析方法(如VBM, 静息态功能连接)考察了拖延的神经基础, 但是拖延相关的大脑自发的网络连接模式是什么, 这个问题依然不清楚。最近, 认知神经科学的研究强调决策行为的神经基础不仅与某个脑区或某几个脑区的活动有关而且与大脑的连接模式息息相关^[25-29]。研究者认为, 对于复杂的认知行为(如拖延行为)神经机制的研究应该从基于单个或几个脑区功能的研究向基于网络连接模式的研究转变^[25,30-32]。因此, 本研究试图从大尺度脑网络连接角度来全面考察拖延行为的神经基础。已有行为和脑成像的研究表明, 拖延行为的发生与个体的冲动性以及认知控制的失败有关^[13,14,17]。冲动性是指仓促做出决定, 缺少计划或长远考虑, 未经仔细思考做出反应的一种行为倾向^[33],

它主要包括冲动选择和冲动行为两方面^[34,35]。冲动选择是指个体偏爱立即的小奖赏而忽视延迟的大奖赏,表现出较大的延迟折扣率^[10];而冲动行为主要是指反应抑制的失败,主要采用信号停止(stop-signal)、Go/NoGo等任务来测量^[36]。冲动选择的大尺度脑网络研究发现,冲动选择(延迟折扣)与扣带执行网络(cingulo-opercular network, CON)和默认网络(default mode network, DMN)之间的连接存在显著的正相关,而与扣带执行网络和突显网络(salience network, SAN)以及突显网络和额顶网络(fronto-parietal network, FPN)之间存在显著的负相关^[37]。冲动反应的脑网络研究发现,那些存在抑制控制障碍的个体(如注意缺陷多动障碍(attention deficit hyperactivity disorder, ADHD)、成瘾人群),他们的额顶网络、扣带执行网络以及皮层下网络存在明显的异常^[38-41]。因此,本研究预期,拖延可能涉及额顶网络、默认网络、扣带执行网络、突显网络和皮层下网络网络内和网络间的功能连接。

本研究采用Power等人^[42]的功能模板重构了全脑的10个固有大尺度脑网络。最近有研究表明,相比于解剖学自动标记模板(anatomical automatic labeling, AAL)和其他的模板,Power的模板能够较好地定义网络的节点,并且对于全脑和局部网络的属性具有较高的重测信度^[43-46]。然后,计算了大尺度脑网络内和网络间的功能连接。最后,采用偏相关的方法考察了个体的拖延与哪些网络间或网络内的连接存在显著的相关,进而从全脑大尺度脑网络角度全面刻画拖延行为的神经基础。

1 材料与方法

1.1 被试

共有132名国内某高校大学生被试参与了本实验,排除了静息态扫描中头动大于2 mm或2°的11名被试,最终剩余121人(其中男生49名,女生72名,年龄范围为18~26岁,平均年龄21.00岁,标准差为1.80岁)。被试均为右利手,没有生理或心理疾病,自愿参加,实验前均签署了实验知情同意书。实验结束后,给予被试相应的报酬。

1.2 拖延的测量

一般拖延量表(general procrastination scale, GPS)

被用来测量被试的拖延情况^[47]。GPS量表具有较好的信效度,常被用于拖延程度的测量^[15,48,49]。此量表有20个题目,采用5点计分,其中5分表示非常同意,1分表示非常不同意。本研究计算了GPS总分作为被试拖延情况的行为指标,个体总分越高表示其拖延程度越重。在本研究中,GPS量表的克隆巴赫系数为0.86,这说明GPS量表具有良好的信度。

1.3 静息态fMRI数据采集

本研究中的脑成像数据是在一台Siemens Trio 3T的磁共振仪器上收集的。功能像的扫描序列为EPI,参数: echo time=30 ms; repetition time=2 s; field of view=200 mm×200 mm, matrix=64×64; voxel size=3.1×3.1×3; 扫描层数为33; 层厚为3 mm。静息态扫描时长为8 min,要求被试闭眼休息,保持放松,不要睡着,并且保持头部不动。对应的3D结构像的扫描序列为梯度回波脉冲序列(MPRAGE), 扫描参数: TR=2530 ms; TE=3.39 ms; flip angle=9°; FoV=256 mm×256 mm; voxel size=1.3 mm×1.0 mm×1.3 mm; 层数为128, 层厚为1.3 mm。

1.4 静息态fMRI数据分析

(1) 预处理。数据预处理使用的软件为DPARSF^[46,50]和SPM12 (Wellcome Department of Cognitive Neurology, London, UK, <http://www.fil.io-n.ucl.ac.uk/spm>)。为了消除扫描刚开始时所造成的被试不适应及磁共振扫描仪匀场噪音,本研究删去了前10个时间点的数据,从而得到更稳定的结果。静息态数据的预处理包括时间层矫正、头动校正、空间标准化(基于被试高分辨率的结构像标准化到MNI空间,重采样为3×3×3的分辨率)、空间平滑(半高全宽(full width half maximum, FWHM)=4 mm)。将平滑后的图像用于接下来的脑网络连接分析。

(2) 大尺度脑网络的节点。在本实验中,采用了Power等人^[42]定义的全脑264个感兴趣区模板(regions of interest, ROIs)。在该全脑模板中,每个感兴趣区的构建是通过元分析及大样本静息态功能连接图谱的叠加(overlapping)来实现的。最后,该模板通过元分析提供基带脑区,以功能连接图谱的叠加分析共获得全脑264个功能区域,并表现出良好的人脑连接组研究的鲁棒性^[42]。该模板是基于元分析和功能连接图谱的ROIs形成的。使用网络社区群体检测算法(network community

detection algorithm), 从原始的264个ROIs提取出10个定义良好的大尺度脑网络, 分别是额顶网络(FPN)、扣带执行网络(CON)、突显网络(SAN)、默认网络(DMN)、皮层下网络(subcortical network, SCN)、腹侧注意网络(ventral attention network, VAN)、背侧注意网络(dorsal attention networks, DAN)、视觉网络(visual network, VN)、听觉网络(auditory network, AN)和感觉运动网络(sensorimotor network, SMN)^[42,43]. 本研究通过基于拓展Matlab函数“Community Detection in Graph” (MATLAB 2014a, MathWorks, Inc; <http://www.csd.uoc.gr/~cpanag>)对节点重构完成后的全脑数据进行社区群体识别以提取固有(intrinsic)静息态大尺度脑网络. 本研究采用的是已有研究中最常用的 ζ -partition群体识别模型, 即动态信息图谱算法(dynamic infomap algorithm)中最流行的一种^[51,52]. 我们通过信息图谱算法的图方(map equation, ME), 最小化整个全脑网络中每一个随机游走(random walker)的信息理论描述, 以定义社区群体(即大尺度脑网络). 类似的优化算法被认为优于穷尽搜索及模拟退火(simulated annealing)策略, 并适用于这种多基准网络(multiple benchmark)中搜寻最优社群^[53,54].

此外, 参照前人的研究^[55,56], 本研究又定义了一个ROI (PowComp), 该ROI包含33个voxels, 作为对264个ROIs的补充. 由于PowComp ROI的空间位置远离已定义感兴趣的Power's 264 ROIs, 因此PowComp ROI可用于定义全脑信号及其他噪音(nuisance signal), 以避免循环论证.

最后, 为检验重构网络的质量, 本研究采用了图论分析. 具体来说, 我们首先定义了每个静息态大尺度脑网络所包含的脑区为节点, 以其所有节点偶对的BOLD信号(时间序列)的皮尔逊积差相关值为边构建相关矩. 随后, 每一个被试的每一个大尺度脑网络重构一个相关矩. 然后, 分别计算每个相关矩的网络传递信息全局效率、局部效率及平均节点度以作为网络质量检查的拓扑属性指标. 最后, 构造二阶独立样本 t 检验模型(second-level model)探索真实大尺度脑网络的拓扑属性与随机网络的差异, 以在统计上确定构造的真实网络具有显著优越的网络属性. 为构建与真实网络相对应的随机网络(random network), 我们采用了马尔科夫断链算法(Markov wiring algorithm), 通过构建一个同等规模的真实网络, 然后随机断开重连对偶边

(double edge)来生成能够保留同等真实节点、边属性的网络^[57]. Markov算法在随机化过程中保证了与真实网络同等规模的节点、边数量及节点度分布(degree distribution), 并被广泛地应用于已有的人脑连接组学研究中^[58,59]. 在计算每个重构的真实的大尺度脑网络时, 我们采用的是200个构建同等规模的随机网络的平均网络. 以上分析均通过“功能连接统计参数工具箱”(Functional Connectivity SPM Toolbox v2017, CONN; <http://www.nitrc.org/projects/conn>)执行, 这是一款常用的基于MATLAB平台用于计算、可视化及分析静息态网络及功能连接的工具.

(3) 功能网络连接分析. 功能网络的连接分析采用的是CONN工具, 它被广泛用于静息态fMRI的功能连接的计算^[60]. 该工具采用CompCor策略, 识别出白质和脑脊液图像的主成分, 和与白质和脑脊液相连的前3个主成分的时间序列, 并把其从全脑灰质的时间序列中回归掉^[61]. 此外, 提取出PowComp ROI的平均序列, 并把它从全脑264 ROIs中回归掉^[60,62]. 为了进一步回归掉一些噪音信号, 排除了12个头动信号(6个头动参数, 6个头动参数的导数)并进行带通滤波($0.009\text{ Hz} < f < 0.08\text{ Hz}$)排除非神经元的活动信号^[63].

接下来, 分别计算了构建的10个脑网络中, 每一对网络涉及的所有脑区的两两之间的皮尔逊相关, 然后取两两网络的脑区间平均相关系数为两个网络间的功能连接值, 网络内所有脑区的两两相关的平均相关系数为网络内的功能连接值. 在进行网络连接计算时, 并没有对相关系数卡阈值, 这样的目的是为了得到接近符合正态分布的相关系数的平均值^[64]. 最后将网络内和网络间的相关系数进行Fisher Z转化, 转化后的脑网络的连接值用于与拖延得分进行相关分析.

2 结果

本研究首先检验了一般拖延问卷(GPS)总分的样本分布, 发现在本样本中GPS总分符合正态分布(Kolmogorov-Smirnov $z=1.353$, $P=0.051$, 见图1A). 独立样本 t 检验发现, 女性拖延的得分显著高于男性($t=2.160$, $df=119$, $P=0.033$, 见图1B), 这与前人的结果^[65]相一致. 拖延得分与年龄的相关不显著($r=-0.055$, $P=0.548$).

基于社区检测算法, 本研究共从全脑功能连接网络中提取出10个经典固有(intrinsic)大尺度功能脑网

图 1 拖延得分的正态分布(A)以及性别差异(B)(网络版彩图). *表示 $P<0.05$

Figure 1 The normal distribution of the scores of Pure Procrastination Scale (PPS) (A) and the significant contrast between the genders (B) (color online). *, $P<0.05$

络. 具体来说, 在Power功能分割模板当中, ROI₄₇到ROI₆₀共计14个感兴趣区被识别检测为扣带执行网络(CON), 该网络通常被认为参与典型的执行控制与认知控制功能^[66,67]. 同时, ROI₂₀₃到ROI₂₂₀共计18个感兴趣区被探测识别为典型的突显网络(SAN), 该网络与已有研究关于前脑岛-扣带突显网络的空间活动模式一致, 提示该算法提取的突显网络是可靠的^[68]. 此外, ROI₂₂₂到ROI₂₃₄共计13个感兴趣区在本研究中被提取识别为经典的皮层下网络(SCN), 与已有研究一致, 识别出皮层下网络包含脑区(如纹状体、伏隔核等)表现出高可重复性及鲁棒性^[37,64]. 任务负相关的默认网络(DMN)也在本研究中被有效地检测识别出来, 包含ROI₇₄-ROI₈₁及ROI₈₃-ROI₁₃₁共计57个感兴趣区, 该网络分布较广, 参与了记忆与想象、心理理论、自我参照等加工过程^[68-70], 其涵盖的主要脑区(如内侧前额叶皮层、顶下小叶及楔前叶等)也与已有研究^[68]一致. 另外, 典型的认知任务相关网络, 即额顶控制网络(FPN)从Power分割策略中的ROI₁₇₄-ROI₂₀₂区域中被探测识别出, 并与已有研究识别的网络空间模式一致^[66,67]. 其他提取出的初级感知输入-输出网络(如视觉网络、听觉网络等)也表现出良好的静息态固有大尺度脑网络空间及功能特性.

本研究利用图论分析, 将从Power功能分割节点策略中重构的10个真实静息态大尺度脑功能网络与同等规模随机网络的拓扑属性(即网络信息传递的全局效率、局部效率及节点度)通过二阶 t 检验模型进行比较以确定构建网络的质量. 图论分析研究表明, 人脑固有的大尺度功能网络同时具有较高的网络局部效率(local efficiency)和网络全局效率(global efficiency)^[71,72].

同时, 在同一个大尺度脑网络中, 网络局部效率将高于全局效率, 且网络内平均节点度(degree of the node)显著小于节点数量的自然对数以保证脑网络的固有“小世界”组织拓扑属性. 二阶 t 检验发现, 与构建的随机网络相比, 所有重构的大尺度功能脑网络均同时具有较高的全局效率和局部效率, 且全局效率均略低于局部效率, 表现出良好的脑网络性质. 此外, 构建网络的节点数量的自然对数均显著低于平均节点度, 表明本研究重构脑网络符合其低耗稀疏的性质. 结果请详见表1.

此外, 本研究重构部分静息态大尺度脑网络于ICBM-MNI152标准空间玻璃脑中, 进行可视化检查, 详见图2.

最后, 本研究计算了构建出的10个大脑网络内和网络间的功能连接(functional connectivity), 并考察这些功能连接与拖延得分之间的相关. 在脑网络连接与拖延的相关分析中, 采用错误发现率(false discovery rate, FDR)的多重比较矫正方法, 取FDR矫正后的 $P<0.05$ 为显著性水平. 在控制了性别和年龄的影响后, 偏相关分析的结果发现, 拖延得分与皮层下网络(SCN)内的连接存在显著的正相关($r=0.308$, $P_{FDR}=0.028$, 图3A), 而与扣带执行网络(CON)内的连接存在显著的负相关($r=-0.297$, $P_{FDR}=0.028$, 图3B). 此外, 突显网络(SAN)和皮层下网络(SCN)之间的连接与拖延得分存在显著的正相关($r=0.284$, $P_{FDR}=0.028$, 图3C). 这些结果表明, 大脑扣带执行网络、皮层下网络网络内以及突显网络与皮层下网络网络间的自发功能连接能够预测个体的拖延程度.

3 讨论

本研究采用大尺度脑网络连接技术考察了拖延的神经基础. 大脑网络内的连接分析发现, 拖延的得分与扣带执行网络以及皮层下网络内的自发功能连接存在显著的相关; 脑网络之间的连接分析发现, 突显网络与皮层下网络之间的功能连接存在显著的相关. 这表明, 脑网络内(扣带执行网络、皮层下网络网络)和网络间(突显网络与皮层下网络之间)的自发功能连接能够预测个体的拖延程度. 大尺度脑网络的研究已经表明, 扣带执行网络和突显网络属于认知控制网络, 而皮层下网络与冲动性存在紧密的联系, 突显网络与皮层下网

表 1 构建出的大尺度脑网络与随机网络在网络拓扑属性上的比较

Table 1 The summary of topological organizations of these re-constructed large-scale brain networks and corresponding topological metrics of random networks

		均值	自由度	<i>t</i> 值	<i>P</i> 值	<i>P</i> 值(校正后)
感觉运动网络	全局效率	0.37	218	126.96	<0.001	<0.001
	局部效率	0.63	218	107.31	<0.001	<0.001
	平均节点度	4.21	218	69.90	<0.001	<0.001
	节点数	29				
扣带控制网络	全局效率	0.27	218	75.21	<0.001	<0.001
	局部效率	0.50	218	38.10	<0.001	<0.001
	平均节点度	1.93	218	64.12	<0.001	<0.001
	节点数	14				
听觉网络	全局效率	0.27	218	92.02	<0.001	<0.001
	局部效率	0.46	218	30.60	<0.001	<0.001
	平均节点度	1.77	218	23.52	<0.001	<0.001
	节点数	13				
默认网络	全局效率	0.46	218	290.05	<0.001	<0.001
	局部效率	0.66	218	30.60	<0.001	<0.001
	平均节点度	8.25	218	54.85	<0.001	<0.001
	节点数	56				
视觉网络	全局效率	0.37	218	106.16	<0.001	<0.001
	局部效率	0.65	218	112.87	<0.001	<0.001
	平均节点度	4.52	218	30.02	<0.001	<0.001
	节点数	31				
额顶控制网络	全局效率	0.37	218	140.49	<0.001	<0.001
	局部效率	0.60	218	91.51	<0.001	<0.001
	平均节点度	3.60	218	39.89	<0.001	<0.001
	节点数	25				
突显网络	全局效率	0.32	218	96.39	<0.001	<0.001
	局部效率	0.58	218	63.80	<0.001	<0.001
	平均节点度	2.56	218	19.99	<0.001	<0.001
	节点数	18				
皮层下网络	全局效率	0.24	218	96.04	<0.001	<0.001
	局部效率	0.58	218	63.80	<0.001	<0.001
	平均节点度	1.27	218	23.52	<0.001	<0.001
	节点数	13				
腹侧注意网络	全局效率	0.19	218	95.56	<0.001	<0.001
	局部效率	0.22	218	8.37	<0.001	<0.001
	平均节点度	1.27	218	23.52	<0.001	<0.001
	节点数	8				
背侧注意网络	全局效率	0.24	218	82.86	<0.001	<0.001
	局部效率	0.53	218	31.63	<0.001	<0.001
	平均节点度	1.55	218	25.69	<0.001	<0.001
	节点数	11

图 2 图论分析构建的部分大尺度脑网络. A: 扣带执行网络(CON); B: 突显网络(SAN); C: 皮层下网络(SCN)

Figure 2 Visualization of these re-constructed large-scale brain networks derived from Power atlas. A: Cingulo-Opercular Network (CON); B: Salience Network (SN); C: Subcortical Network (SCN)

图 3 大尺度网络连接与拖延的相关. A: 皮层下网络内的连接与拖延之间的显著正相关; B: 扣带执行网络内的连接与拖延之间的显著负相关; C: 突显网络与皮层下网络之间的连接与拖延之间的显著正相关. 注: r 为皮尔逊相关值; P 为FDR矫正后的值

Figure 3 Correlations of functional connectivity between large-scale brain networks on the scores of Pure Procrastination. A: The positive correlation between the intra-connection of SCN and procrastination; B: the significant inverse correlation between the intra-connection of the CON and procrastination; C: the significant positive correlation between the connection of SAN-SCN and procrastination. r indicates the correlation coefficient of Pearson; P means the corrected P -value

络之间的连接可能涉及大脑自上而下的认知控制的加工过程. 因此, 本研究从大尺度脑网络连接上反映出了冲动性价值表征和认知控制在拖延行为中的重要作用.

扣带执行网络也被认为是控制网络的一部分, 主要负责维持各种任务所需的心理和认知的状态^[66,73]. 相应地, 先前功能性核磁共振(fMRI)的研究也发现, 涉及前侧前额叶(aPFC)及背侧前扣带回(dACC)的区域

都参与了对任务的控制功能^[74]。一些研究还进一步证实背侧前扣带回的区域可以在决策时独立于前侧前额叶(aPFC)发挥控制作用^[75-77]。跨期决策的神经机制研究同样发现, 背侧前扣带回表征了延迟奖赏与立即奖赏之间的相对价值, 并且背侧前扣带回的活动越强延迟折扣率就越低^[78]。先前的研究者认为, 部分扣带执行网络的脑区能够维持任务的目标并且根据自己的目标来调整自己的选择, 监督自己的行为^[66]。而拖延者往往无法将自己的目标和行为紧密地联系起来^[1], 因此扣带执行网络可能是通过监督和控制的作用来减少和抑制拖延行为的。

皮层下网络主要包括纹状体、伏隔核等脑区。该网络包含有诸多的多巴胺神经递质(dopaminergic transmission)的运输通路, 而这一网络中的多巴胺神经递质与奖赏寻求及冲动行为存在着紧密而稳定的联系^[79,80]。因此, 皮层下网络内功能连接可能是通过引起更高奖赏寻求, 从而导致更多的拖延行为。例如, 皮层下特定的多巴胺受体被认为是负责个体对奖赏的敏感性的神经基础, 即负责习得和维持奖赏连接的能力或者奖赏成瘾的难易程度^[81]。双系统模型认为, 个体的热系统主要负责编码和表征立即或相对近期奖赏, 这一系统的活动与个体的冲动行为有关; 而个体的冷系统主要促使个体理智地给予不同延迟的奖赏相同的权重^[82]。值得注意的是, 脑成像的证据显示人们的热系统主要由边缘系统(limbic system)及多巴胺系统(dopamine system)等脑区负责^[83]。这些结果预示着皮层下网络内的功能连接可能是冲动性导致拖延行为的神经基础。

突显网络主要对行为上较为突出的事件进行反应^[67], 并且被认为是执行认知控制^[84]、保持任务状态(task set)^[73,85]以及协调不同行为的主要网络^[86]。因此

突显网络与皮层下网络的功能连接可能反映了认知控制和奖赏加工的相互作用。与这一推测一致, 前人的研究还发现高拖延者伴随着较低的前扣带回(anterior cingulate cortex-caudate, ACC)和尾状核(caudate)的功能连接^[24]。其中前扣带回是突显网络的核心脑区, 而尾状核则是皮下多巴胺系统的神经基础之一, 前人研究发现前扣带回与尾状核能够以一种协同的方式完成冲突解决及价值表征的功能^[87]。因此, 较低的突显网络与皮层下网络的功能连接可能与任务-价值的连接有关, 并导致个体无法抑制自己从事无关任务的冲动^[88]。

综上, 本研究从大尺度脑网络的角度出发, 发现负责奖赏加工的皮层下网络内的功能连接对拖延有着正向的预测作用, 以及负责认知控制的扣带执行网络对拖延的负向预测作用。同时, 突显网络对皮层下网络的调节也对拖延有着显著的影响, 反映了拖延行为与认知控制及价值表征的协同作用有关。本研究从全脑的大尺度脑网络角度考察拖延行为的神经基础, 研究结果揭示拖延行为的发生与个体冲动性的奖赏寻求有关, 也与个体自我调控的失败有关, 尤其是两者之间的交互作用机制。虽然本研究显示拖延与部分大尺度脑网络连接存在相关关系, 但尚无法明确这些网络影响拖延行为的认知神经机制。先前的研究发现, 冲动选择及自我控制的失调与DLPFC的功能抑制有关^[89]。更具体而言, Hare等人^[90]发现, 节食者通过DLPFC调控工作记忆的脑区(Inferior frontal gyrus, IFG)对价值表征系统进行调控, 从而减少对高热能食物的选择。因此自我控制或者冲动性很可能需要通过一个更广泛的网络系统来影响拖延行为。未来的研究可以利用皮层下或者突显网络作为靶脑区, 来探索个体在任务条件下脑功能连接的变化。

参考文献

- 1 Steel P. The nature of procrastination: a meta-analytic and theoretical review of quintessential self-regulatory failure. *Psychol Bull*, 2007, 133: 65-94
- 2 Harriott J, Ferrari J R. Prevalence of procrastination among samples of adults. *Psychol Rep*, 1996, 78: 611-616
- 3 Solomon L J, Rothblum E D. Academic procrastination: frequency and cognitive-behavioral correlates. *J Couns Psychol*, 1984, 31: 503-509
- 4 Sirois F M, Melia-Gordon M L, Pychyl T A. "I'll look after my health, later": an investigation of procrastination and health. *Personal Individ Differ*, 2003, 35: 1167-1184
- 5 Stead R, Shanahan M J, Neufeld R W J. "I'll go to therapy, eventually": procrastination, stress and mental health. *Personal Individ Differ*, 2010, 49: 175-180

- 6 Ferrari J R. Procrastination and impulsiveness: two sides of a coin? In: McCown W G, Johnson J L, Shure M B. *The Impulsive Client: Theory, Research, and Treatment*. Washington, DC: American Psychological Association, 1993. 265–276
- 7 Kachgal M M, Hansen L S, Nutter K J. Academic procrastination prevention/intervention: strategies and recommendations. *J Devel Educ*, 2001, 25: 1–14
- 8 Ackerman D S, Gross B L. My instructor made me do it: task characteristics of procrastination. *J Mark Educ*, 2005, 27: 5–13
- 9 Anderson E M. The relationships among task characteristics, self-regulation and procrastination. Doctoral Dissertation. Chicago: Loyola University of Chicago, 2001
- 10 Frederick S, Loewenstein G, O'donoghue T. Time discounting and time preference: a critical review. *J Econ Lit*, 2002, 40: 351–401
- 11 Dewitte S, Schouwenburg H C. Procrastination, temptations, and incentives: the struggle between the present and the future in procrastinators and the punctual. *Eur J Pers*, 2002, 16: 469–489
- 12 Wu H, Gui D, Lin W, et al. The procrastinators want it now: behavioral and event-related potential evidence of the procrastination of intertemporal choices. *Brain Cogn*, 2016, 107: 16–23
- 13 Ariely D, Wertenbroch K. Procrastination, deadlines, and performance: self-control by precommitment. *Psychol Sci*, 2002, 13: 219–224
- 14 Rebetz M M L, Rochat L, van der Linden M. Cognitive, emotional, and motivational factors related to procrastination: a cluster analytic approach. *Personal Individ Differences*, 2015, 76: 1–6
- 15 Gustavson D E, Miyake A, Hewitt J K, et al. Genetic relations among procrastination, impulsivity, and goal-management ability. *Psychol Sci*, 2014, 25: 1178–1188
- 16 Loehlin J C, Martin N G. The genetic correlation between procrastination and impulsivity. *Twin Res Hum Genet*, 2014, 17: 512–515
- 17 Liu P, Feng T. The overlapping brain region accounting for the relationship between procrastination and impulsivity: a voxel-based morphometry study. *Neuroscience*, 2017, 360: 9–17
- 18 van Eerde W. A meta-analytically derived nomological network of procrastination. *Personal Individ Differ*, 2003, 35: 1401–1418
- 19 Sun Y, Li S. Testing the effect of risk on intertemporal choice in the chinese cultural context. *J Soc Psychol*, 2001, 151: 517–522
- 20 Ferrari J R, Emmons R A. Methods of procrastination and their relation to self-control and self-reinforcement: an exploratory study. *J Soc Behav Personal*, 1995, 10: 135–142
- 21 Rabin L A, Fogel J, Nutter-Upham K E. Academic procrastination in college students: the role of self-reported executive function. *J Clin Exp Neuropsychol*, 2011, 33: 344–357
- 22 Hu Y, Liu P, Guo Y, et al. The neural substrates of procrastination: a voxel-based morphometry study. *Brain Cogn*, 2018, 121: 11–16
- 23 Zhang W, Wang X, Feng T. Identifying the neural substrates of procrastination: a resting-state fMRI study. *Sci Rep*, 2016, 6: 33203
- 24 Wu Y, Li L, Yuan B, et al. Individual differences in resting-state functional connectivity predict procrastination. *Personal Individ Differ*, 2016, 95: 62–67
- 25 Bressler S L, Menon V. Large-scale brain networks in cognition: emerging methods and principles. *Trends Cogn Sci*, 2010, 14: 277–290
- 26 Larson-Prior L J, Power J D, Vincent J L, et al. Modulation of the brain's functional network architecture in the transition from wake to sleep. *Prog Brain Res*, 2011, 193: 277–294
- 27 Sylvester C M, Corbetta M, Raichle M E, et al. Functional network dysfunction in anxiety and anxiety disorders. *Trends Neurosci*, 2012, 35: 527–535
- 28 Varela F, Lachaux J P, Rodriguez E, et al. The brainweb: phase synchronization and large-scale integration. *Nat Rev Neurosci*, 2001, 2: 229–239
- 29 Zuo X N, He Y, Betzel R F, et al. Human connectomics across the life span. *Trends Cogn Sci*, 2017, 21: 32–45
- 30 Liao W, Zhang Z, Mantini D, et al. Relationship between large-scale functional and structural covariance networks in idiopathic generalized epilepsy. *Brain Connect*, 2013, 3: 240–254
- 31 Rubinov M, Sporns O. Complex network measures of brain connectivity: uses and interpretations. *NeuroImage*, 2010, 52: 1059–1069
- 32 Sporns O, Chialvo D R, Kaiser M, et al. Organization, development and function of complex brain networks. *Trends Cogn Sci*, 2004, 8: 418–425
- 33 Dawe S, Gullo M J, Loxton N J. Reward drive and rash impulsiveness as dimensions of impulsivity: implications for substance misuse. *Addict Behav*, 2004, 29: 1389–1405
- 34 Bari A, Robbins T W. Inhibition and impulsivity: behavioral and neural basis of response control. *Prog Neurobiol*, 2013, 108: 44–79
- 35 Dalley J W, Everitt B J, Robbins T W. Impulsivity, compulsivity, and top-down cognitive control. *Neuron*, 2011, 69: 680–694
- 36 Wang Q, Chen C, Cai Y, et al. Dissociated neural substrates underlying impulsive choice and impulsive action. *Neuroimage*, 2016, 134: 540–549

- 37 Chen Z, Guo Y, Suo T, et al. Coupling and segregation of large-scale brain networks predict individual differences in delay discounting. *Biol Psychol*, 2018, 133: 63–71
- 38 Bell P T, Shine J M. Subcortical contributions to large-scale network communication. *Neurosci Biobehav Rev*, 2016, 71: 313–322
- 39 De La Fuente A, Xia S, Branch C, et al. A review of attention-deficit/hyperactivity disorder from the perspective of brain networks. *Front Hum Neurosci*, 2013, 7: 192
- 40 Stanger C, Elton A, Ryan S R, et al. Neuroeconomics and adolescent substance abuse: individual differences in neural networks and delay discounting. *J Am Acad Child Adolesc Psychiatry*, 2013, 52: 747–755
- 41 Worhunsky P D, Stevens M C, Carroll K M, et al. Functional brain networks associated with cognitive control, cocaine dependence, and treatment outcome. *Psychol Addict Behav*, 2013, 27: 477–488
- 42 Power J D, Cohen A L, Nelson S M, et al. Functional network organization of the human brain. *Neuron*, 2011, 72: 665–678
- 43 Cole M W, Pathak S, Schneider W. Identifying the brain's most globally connected regions. *NeuroImage*, 2010, 49: 3132–3148
- 44 Power J D, Schlaggar B L, Lessov-Schlaggar C N, et al. Evidence for hubs in human functional brain networks. *Neuron*, 2013, 79: 798–813
- 45 Spreng R N, Sepulcre J, Turner G R, et al. Intrinsic architecture underlying the relations among the default, dorsal attention, and frontoparietal control networks of the human brain. *J Cogn Neurosci*, 2013, 25: 74–86
- 46 Yan C G, Craddock R C, Zuo X N, et al. Standardizing the intrinsic brain: towards robust measurement of inter-individual variation in 1000 functional connectomes. *Neuroimage*, 2013, 80: 246–262
- 47 Lay C H. At last, my research article on procrastination. *J Res Personal*, 1986, 20: 474–495
- 48 Dewitte S, Lens W. Procrastinators lack a broad action perspective. *Eur J Pers*, 2010, 14: 121–140
- 49 Spada M M, Hiou K, Nikcevic A V. Metacognitions, emotions, and procrastination. *J Cogn Psychoth*, 2006, 20: 319–326
- 50 Song X W, Dong Z Y, Long X Y, et al. REST: a toolkit for resting-state functional magnetic resonance imaging data processing. *PLoS ONE*, 2011, 6: e25031
- 51 Bohlin L, Edler D, Lancichinetti A, et al. Community detection and visualization of networks with the map equation framework. In: Ding Y, Rousseau R, Wolfram D, Eds. *Measuring Scholarly Impact*. Cham: Springer. 2014. 3–34
- 52 Rosvall M, Bergstrom C T. Maps of random walks on complex networks reveal community structure. *Proc Natl Acad Sci USA*, 2008, 105: 1118–1123
- 53 Fortunato S. Community detection in graphs. *Phys Rep*, 2009, 486: 75–174
- 54 Fortunato S, Lancichinetti A. Community detection algorithms: a comparative analysis: invited presentation, extended abstract. In: *Proceedings of the Fourth International ICST Conference on Performance Evaluation Methodologies and Tools*. Pisa, 2009
- 55 Mohr H, Wolfensteller U, Frimmel S, et al. Sparse regularization techniques provide novel insights into outcome integration processes. *NeuroImage*, 2015, 104: 163–176
- 56 Murphy K, Birn R M, Handwerker D A, et al. The impact of global signal regression on resting state correlations: are anti-correlated networks introduced? *Neuroimage*, 2009, 44: 893–905
- 57 Maslov S, Sneppen K. Specificity and stability in topology of protein networks. *Science*, 2002, 296: 910–913
- 58 He Y, Chen Z J, Evans A C. Small-world anatomical networks in the human brain revealed by cortical thickness from MRI. *Cerebral Cortex*, 2007, 17: 2407–2419
- 59 Wang X F, Chen G. Complex networks: small-world, scale-free and beyond. *IEEE Circ Syst Mag*, 2003, 3: 6–20
- 60 Whitfield-Gabrieli S, Nieto-Castanon A. *Conn*: a functional connectivity toolbox for correlated and anticorrelated brain networks. *Brain Connect*, 2012, 2: 125–141
- 61 Stern E R, Fitzgerald K D, Welsh R C, et al. Resting-state functional connectivity between fronto-parietal and default mode networks in obsessive-compulsive disorder. *PLoS ONE*, 2012, 7: e36356
- 62 Braun U, Plichta M M, Esslinger C, et al. Test-retest reliability of resting-state connectivity network characteristics using fMRI and graph theoretical measures. *NeuroImage*, 2012, 59: 1404–1412
- 63 Wig G S, Laumann T O, Petersen S E. An approach for parcellating human cortical areas using resting-state correlations. *Neuroimage*, 2014, 93: 276–291
- 64 Mohr H, Wolfensteller U, Betzel R F, et al. Integration and segregation of large-scale brain networks during short-term task automatization. *Nat Commun*, 2016, 7: 13217

- 65 Else-Quest N M, Hyde J S, Goldsmith H H, et al. Gender differences in temperament: a meta-analysis. *Psychol Bull*, 2006, 132: 33–72
- 66 Dosenbach N U F, Fair D A, Cohen A L, et al. A dual-networks architecture of top-down control. *Trends Cogn Sci*, 2008, 12: 99–105
- 67 Seeley W W, Menon V, Schatzberg A F, et al. Dissociable intrinsic connectivity networks for salience processing and executive control. *J Neurosci*, 2007, 27: 2349–2356
- 68 Buckner R L, Andrews-Hanna J R, Schacter D L. The brain's default network: anatomy, function, and relevance to disease. *Ann New York Acad Sci*, 2008, 1124: 1–38
- 69 Xue G. The neural representations underlying human episodic memory. *Trends Cogn Sci*, 2018, 22: 544–561
- 70 Leech R, Kamourieh S, Beckmann C F, et al. Fractionating the default mode network: distinct contributions of the ventral and dorsal posterior cingulate cortex to cognitive control. *J Neurosci*, 2011, 31: 3217–3224
- 71 Cole M W, Reynolds J R, Power J D, et al. Multi-task connectivity reveals flexible hubs for adaptive task control. *Nat Neurosci*, 2013, 16: 1348–1355
- 72 Bullmore E, Sporns O. Complex brain networks: graph theoretical analysis of structural and functional systems. *Nat Rev Neurosci*, 2009, 10: 186–198
- 73 Dosenbach N U F, Visscher K M, Palmer E D, et al. A core system for the implementation of task sets. *Neuron*, 2006, 50: 799–812
- 74 Johnston K, Levin H M, Koval M J, et al. Top-down control-signal dynamics in anterior cingulate and prefrontal cortex neurons following task switching. *Neuron*, 2007, 53: 453–462
- 75 Ploran E J, Nelson S M, Velanova K, et al. Evidence accumulation and the moment of recognition: dissociating perceptual recognition processes using fMRI. *J Neurosci*, 2007, 27: 11912–11924
- 76 Rushworth M F S, Buckley M J, Behrens T E J, et al. Functional organization of the medial frontal cortex. *Curr Opin Neurobiol*, 2007, 17: 220–227
- 77 Rushworth M F S, Walton M E, Kennerley S W, et al. Action sets and decisions in the medial frontal cortex. *Trends Cogn Sci*, 2004, 8: 410–417
- 78 Wang Q, Luo S, Monterosso J, et al. Distributed value representation in the medial prefrontal cortex during intertemporal choices. *J Neurosci*, 2014, 34: 7522–7530
- 79 Buckholz J W, Treadway M T, Cowan R L, et al. Dopaminergic network differences in human impulsivity. *Science*, 2010, 329: 532
- 80 Pessiglione M, Seymour B, Flandin G, et al. Dopamine-dependent prediction errors underpin reward-seeking behaviour in humans. *Nature*, 2006, 442: 1042–1045
- 81 Davis C, Levitan R D, Kaplan A S, et al. Reward sensitivity and the D2 dopamine receptor gene: a case-control study of binge eating disorder. *Prog Neuro-Psychoph Biol Psychiat*, 2008, 32: 620–628
- 82 Metcalfe J, Mischel W. A hot/cool-system analysis of delay of gratification: dynamics of willpower. *Psychol Rev*, 1999, 106: 3–19
- 83 McClure S M, Laibson D I, Loewenstein G, et al. Separate neural systems value immediate and delayed monetary rewards. *Science*, 2004, 306: 503–507
- 84 Menon V, Uddin L Q. Saliency, switching, attention and control: a network model of insula function. *Brain Struct Funct*, 2010, 214: 655–667
- 85 Nelson L D, Bernat E M, Holroyd C B, et al. Loss and error information impact feedback-locked brain potentials in a gambling task. *Int J Psychophysiol*, 2008, 69: 208
- 86 Medford N, Critchley H D. Conjoint activity of anterior insular and anterior cingulate cortex: awareness and response. *Brain Struct Funct*, 2010, 214: 535–549
- 87 Marsh A A, Blair K S, Vythilingam M, et al. Response options and expectations of reward in decision-making: the differential roles of dorsal and rostral anterior cingulate cortex. *Neuroimage*, 2007, 35: 979–988
- 88 Berkman E T, Falk E B, Lieberman M D. Interactive effects of three core goal pursuit processes on brain control systems: goal maintenance, performance monitoring, and response inhibition. *PLoS ONE*, 2012, 7: e40334
- 89 Figner B, Knoch D, Johnson E J, et al. Lateral prefrontal cortex and self-control in intertemporal choice. *Nat Neurosci*, 2010, 13: 538–539
- 90 Hare T A, Camerer C F, Rangel A. Self-control in decision-making involves modulation of the vmPFC valuation system. *Science*, 2009, 324: 646–648

The neural basis underlying procrastination: a large-scale study of brain networks

SU Ti¹, GUO YiQun², CHEN ZhiYi¹, ZHANG ShunMin¹, HUANG XiTing^{1,3} & FENG TingYong¹

1 Key Laboratory of Cognition and Personality of Ministry of Education, Faculty of Psychology, Southwest University, Chongqing 400715, China;

2 School of Innovation and Entrepreneurship Education, Chongqing University of Posts and Telecommunication, Chongqing 400065, China;

3 Research Center of Psychology and Social Development, Southwest University, Chongqing 400715, China

Procrastination is a type of irrational behavior during which an individual voluntarily delays the execution of a task despite perceiving such behavior as harmful. Procrastination adversely affects people's emotions, academic performances, and social achievements; it reduces their subjective well-being, and worse, their physical and mental health. The brain systems that regulate procrastination are still largely undetermined; previous studies have only explored the relationships between procrastination and regional brain activities and cerebral functional connections. Because procrastination involves complex psychological motivations that are dependent on elements such as task value representation, cognitive control, and the approach-avoidance conflict, some limitations to exploring the neural basis of procrastination using univariate and regional brain activities may exist. Therefore, this study used graph-theoretic analysis to investigate the connectivity patterns of large-scale brain networks underlying procrastination. We first defined the 264 regions of interest (ROIs) introduced by Power et al. (2011) as nodes of the network, and then reconstructed the ten intrinsic large-scale brain networks using graph-theoretic analysis. The results showed that the constructed brain network had better network topology attributes, such as a higher local and global efficiency. The strength of functional connectivity within each of these ten brain networks and that between them was then calculated using Pearson's correlation. Finally, the association between procrastination and the functional network connectivity of brain networks was examined. We found that procrastination was negatively associated with the functional connectivity within the cingulo-opercular network (CON), whereas it was positively associated with the functional connectivity within the subcortical network (SCN). We also found a positive correlation between procrastination and the functional connectivity between the salience network (SAN) and the SCN. These results suggest that the functional network connectivity within the CON and the SCN, as well as that between the SAN and the SCN may be the neural basis underlying procrastination, which highlights the critical role of cognitive control and impulsive value representation in procrastination.

procrastination, graph-theoretic analysis, large-scale brain network, functional connectivity

doi: [10.1360/N052018-00158](https://doi.org/10.1360/N052018-00158)