



太原理工大学学报
Journal of Taiyuan University of Technology
ISSN 1007-9432, CN 14-1220/N

《太原理工大学学报》网络首发论文

题目: 一种基于深度学习的 fMRI 个体流体智力预测方法
作者: 温昕, 董立, 杨洁, 李鹤纯, 相洁, 郭浩, 陈俊杰
网络首发日期: 2020-09-28
引用格式: 温昕, 董立, 杨洁, 李鹤纯, 相洁, 郭浩, 陈俊杰. 一种基于深度学习的 fMRI 个体流体智力预测方法. 太原理工大学学报.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/14.1220.n.20200927.1656.002.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

本研究得到国家自然科学基金（编号 81861128001, 81701778, 61672374）和四川省科技计划项目（2018JZ0073, 2019YJ0179）的资助。

交稿日期：2020 年 4 月 23 日

第一作者

姓名：温昕 性别：男 籍贯：山西大同 学历：博士研究生 职称：无

出生年月：1989 年 02 月 14 日

单位：太原理工大学信息与计算机学院

联系地址：山西省太原市迎泽西大街 79 号

主要研究方向：深度学习，机器学习，fMRI 数据分析

邮政编码：030024

E-mail: wenxin0035@link.tyut.edu.cn

姓名：董立 性别：男 学历：博士 职称：副研究员

单位：神经信息教育部重点实验室

联系地址：成都市高新区（西区）西源大道 2006 号

邮政编码：611731

E-mail: Lidong@uestc.edu.cn

通讯作者

姓名：陈俊杰 性别：男 学历：博士 职称：教授

单位：太原理工大学信息与计算机学院

联系地址：山西省太原市迎泽西大街 79 号

邮政编码：030024

E-mail: chenjj@tyut.edu.cn

一种基于深度学习的 fMRI 个体流体智力预测方法

温昕^{1,2}, 董立^{1,2}, 杨洁², 李鹤纯², 相洁¹, 郭浩¹, 陈俊杰¹

(1. 太原理工大学 信息与计算机学院, 太原, 030024; 2. 电子科技大学 生命科学与技术学院, 成都, 611731)

摘要:

基于深度学习提出一种新的流体智力预测模型, 并在特征可解释性上进行了初步探索。

新方法的核心思想是先通过空间自编码器 (autoencoder, AE) 分别对局部功能连接指标 (local functional connectivity density, lFCD, 局部功能连接密度和 Four-dimensional (spatio-temporal) Consistency of local neural Activities, FOCA, 神经活动的四维时空一致性) 进行特征自动学习获得时空特征, 然后结合深层神经网络与集成学习对个体流体智力评分进行预测。最后, 利用皮尔逊相关系数与平均绝对误差考察该模型的个体流体智力评分预测表现。结果表明, 本研究提出的方法在使用个体局部功能连接预测流体智力中, 预测值与真实值之间的平均绝对误差为: 4.1 ± 3.2 , 皮尔逊相关系数达 0.55 ($P=1.9 \times 10^{-18}$)。相比于 CPM 模型 (Connectome Predictive Model, 连接组学预测模型)、以及降维-预测组合方法, 本文提出的新方法表现最好。此外, 在预测模型中, 高选择性的空间模式脑区主要包括顶叶、枕叶区域以及基底节网络及其周边的深部核团区域。本研究对局部功能连接预测流体智力的模型进行了改进, 较之 CPM 模型 (Connectome Predictive Model, 连接组学预测模型) 预测误差明显降低。与此同时, 特征的可视化有效地反映了与流体智力相关的大脑功能活动空间模式, 表明本文提出的方法能够帮助我们理解年龄相关的大脑功能变化模式, 具有较好的应用前景。

关键词: 功能磁共振; 自编码器; 深层神经网络; 特征可解释; 流体智力预测

A method of individual fluid intelligence prediction using fMRI based on deep learning

WEN Xin^{1#}, DONG Li^{2#}, YANG Jie², LI Hechun², XIANG Jie¹, GUO Hao¹, CHEN Junjie^{1*}

(1. School of Information and Computer Science, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China; 2. College of Life Science and Technology, University of Electronic Science and Technology, Chengdu 611731, China)

Based on deep learning, this study proposes a new prediction model to preliminarily explore the feature interpretability. The core idea of the proposed method in this paper was that the local functional

connectivity density (IFCD) and four dimensional (spatial temporal) consistency of local neural activities (FOCA) were fed to the autoencoder (AE) respectively to extract the temporal and spatial features automatically. And then the features were used to predict the individual fluid intelligence score with deep neural network and ensemble learning. Finally, Pearson correlation coefficient and mean absolute error were used to assess the performance of the proposed method.

The results of proposed method showed that the mean absolute error between the predicted value and the real value was 4.1 ± 3.2 , and the Pearson correlation coefficient was 0.55 ($P = 1.9 \times 10^{-18}$). Compared with CPM (Connectome Predictive Model) and dimension reduction-predictive methods, the proposed method achieved the best performance. In addition, the highly selective spatial pattern mainly included the parietal lobe, occipital lobe area, basal ganglia network and its surrounding deep nucleus area of the brain. This study improves the model of local functional connectivity to predict fluid intelligence, and the prediction error is lower than that of CPM (connectome predictive model). At the same time, the visualization of features reflects the spatial pattern of brain function activity related to fluid intelligence, which indicates that the proposed method can help us understand the age-related brain function change pattern, and has good application value.

Keywords: fMRI, autoencoder;deep neural network; feature explanation;fluid intelligence prediction

1 引言

功能磁共振成像 (functional Magnetic Resonance Imaging, fMRI) 技术的广泛应用使我们能够建立大脑功能连接模式与疾病、行为之间的关系^[1, 2]。其中, 基于 fMRI 的功能连接 (functional connectivity) 分析广泛用于揭示不同人群之间的脑功能差异 (如疾病和老化)^[3-5]。在这些研究中, 功能连接的个体差异通常被认为是噪声, 很少用于探索大脑的功能变化。然而, 新近研究表明, 功能连接的个体差异包含了丰富的脑活动信息, 用于探究大脑功能连接模式的变化^[6, 7]。这表明, 描述、理解和预测健康人群或患病人群脑功能变化与个体行为评分之间的关系成为可能, 也为今后的老化进程预测与相关疾病诊治提供了潜在的帮助。进一步, 相比于传统的静息态 fMRI 研究, 自然情景范式刺激 (如观看电影状态) 的 fMRI 数据为研究大脑如何对复杂的日常事物做出准确反应提供了新的视角^[8]。与静息态不同, 这种持续性的自然情景刺激显示了大脑皮质区域之间的耦合变化和功能连接波动增加^[9]。研究表明, 在看电影期间, 大脑活动的同步性存在显著的个体差异^[10]; 因此, 我们认为这种个体差异更有利于预测模型的构建, 以帮助我们深入理解大脑功能连接模式与行为之间的关联, 揭示脑功能机制。

连接组学预测模型 (Connectome Predictive Model, CPM) 是一种利用全脑功能连接模型预测个体功能和行为的模型。具体来说, CPM 使用全脑功能连接数据作为输入, 然后选择一些相关连接作为特征来预测个体特定的行为评分或真实年龄^[1]。通常, 个体行为评分与 CPM 预测得分之间的皮尔逊相关一般在 0.2 到 0.5 之间^[11]。例如, Finn 等人研究静息态功能连接以预测流体智力时, 预测值和实际值之间的皮尔逊相关系数为 0.5^[6]。Greene 等发现, 工作记忆任务中利用特征提取后的功能连接预测的流体智力和真实数值之间的皮尔逊相关在 HCP 和 PNC 数据集中分别为 0.325 和 0.351, 而相应的静息态结果分别为 0.172 和 0.196^[7]。然而, CPM 仍然存在一些缺陷, 如: 过度依赖特征选择; 行为数据不服从高斯分布、功能连接与行为评分无显著相关从而导致特征选择失败; 不同训练集中功能连接的低重叠导致模型训练失败^[11]以及不同的感兴趣区域 (regions of interest, ROI) 和基于体素的功能连接导致预测结果的波动^[1]。因此, 需要从提高提取复杂特征能力和自动特征学习两个方面对预测模型进行改进。

近些年, 深度学习在 fMRI 研究中取得了很好的发展。其自动特征学习、优于传统方法的分类预测性能使得真实年龄预测^[5]、疾病分类^[12]、深度挖掘脑功能信息^[13]取得了进一步的发展。因此, 本研究基于深度学习提出集成深度学习模型, 利用个体局部功能连接来预测流体智力: 即通过空间自编码器深度挖掘大脑局部功能连接模式并将集成学习与深层神经网络结合起来对个体的流体智力评分进行预测。此外, 本研究还对特征可解释性进行了探索。

2 实验数据与方法

2.1 数据预处理与局部功能连接计算

本研究采用了剑桥老化与神经科学中心 (the Cambridge Center for Ageing and Neuroscience, Cam-CAN) 的公开数据集^[14]。其中包含 523 名 18~88 岁健康被试 (男性 319 名, 女性 328 名)。被试男女比例保持平等, 每 10 岁约有 100 名被试, 且采集了所有被试在看电影过程中的 fMRI 数据。经过数据质量控制, 在实际分析中共采用 509 例被试。数据采集程序均遵循赫尔辛基宣言,

并已获得英国当地伦理委员会剑桥郡 2 号研究伦理委员会的批准。被试在扫描仪外执行一组认知任务（有关完整描述，具体实验信息请参阅^[14]）。在这项研究中，Cattell 评分作为流体智力行为特征。

表 1 被试信息

Tab. 1 Participants' information

		样本数	男性/女性	范围	均值	标准差
年龄	总体	523	258/265	18~88	51.28	17.60
	年轻人	215	103/112	18~45	33.84	6.91
	中年人	172	81/91	46~65	54.61	5.91
	老年人	136	74/62	66~88	74.62	5.73
Cattell	总体	509	254/255	12~44	32.82	6.37
	年轻人	207	101/106	22~22	36.60	4.35
	中年人	170	81/89	18~42	33.15	4.75
	老年人	132	72/60	12~39	26.46	5.92

每例被试在 fMRI 数据记录过程中，将观看一部名为“Bang! You're Dead”的黑白电影，影片被从 30 分钟缩短到 8 分钟，并覆盖关键情节。在实验前，确保被试不知道影片内容，也从未看过影片。结构磁共振像用 MPRAGE 序列采集 T1 加权解剖图像，参数为： $T_R/T_E=2250\text{ms}/2.99\text{ms}$ ；翻转角度 $=9^\circ$ ； $\text{FOV}=256\text{mm}^3\times 240\text{mm}^3\times 192\text{mm}^3$ ；体素大小 $=1\text{mm}^3\times 1\text{mm}^3\times 1\text{mm}^3$ 。功能磁共振数据通过多次回波和 T2 加权回波平面成像（EPI）序列获得 193 个大脑图像。每个大脑图像包含 32 个轴向切片，每个厚度为 3.7mm，间隙为 20%， $\text{TR}=2470\text{ms}$ ，五个回波（ $T_E=9.4\text{ms}$ ，21.2 ms，33 ms，45 ms，57 ms），翻转角度 $=78^\circ$ ， $\text{FOV}=192\text{mm}^2\times 192\text{mm}^2$ ，体素大小为 $3\text{mm}^3\times 3\text{mm}^3\times 4.44\text{mm}^3$ 。扫描时间为 8 分 13 秒，与电影时长相同。

图像数据使用神经科学信息工具（NIT）^[15]进行预处理，主要包括去除前 5 幅图像、头动校正、时间校正、空间标准化（功能像首先配准至个体结构像，然后利用 TPM（tissue probability map）模板标准化到 MNI（Montreal Neurological Institute）空间，体素大小 $=3\text{mm}^3\times 3\text{mm}^3\times 3\text{mm}^3$ ）等。剔除头动较大（平移大于 2.5mm，旋转大于 2.5 度，平均帧位移大于 0.5）和结构图像缺失的被试数据。最后，使用 NIT 工具包计算了两种局部功能指标局部功能连接密度（IFCD，local functional connectivity density，IFCD）^[16]和四维时空一致性功能连接（FOCA，Four-dimensional (spatio-temporal) Consistency of local neural Activities）^[17]来评估观看电影时的局部大脑功能活动。

2.2 集成深度预测模型

本文提出一种结合深度学习与集成学习的预测模型，重点在于空间自编码器与集成学习。与常规自编码器不同，空间自编码器将人群中人脑一个体素上的 IFCD 或 FOCA 值作为一个样本，并将体素的数量作为样本的数量（约 70 000）。如此，一方面使得进入空间自编码器的样本量尽可能地大；另一方面空间自编码器的隐藏层的输出值为全脑上的 IFCD 或 FOCA 空间图，具有可解释性。在预测流程中，受限于样本数量，为了尽可能的避免过拟合以及提高预测效果，本文采用了深层神经网络结合集成学习来预测流体智力。

模型的具体流程如图 1 所示：A.使用空间自编码器对 IFCD 和 FOCA 进行降维形成特征池：将人群中大脑的每个体素上的值作为样本，并将体素的数量作为样本的数量。通过限制适当的隐藏层节点数（远小于输入维数），实现了全脑体素降维的目的。在训练过程中，基本原则是使输入输出层之间的残差最小。令 $X = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_d]$ 表示 IFCD 或 FOCA 一个体素的值； $y = [y_1, y_2, y_3, \dots, y_p]$ 表示对应降维后的 IFCD 或 FOCA 空间图； $z = [z_1, z_2, z_3, \dots, z_d]$ 表示对应的重构数据。空间自编码器的输入维度与输出维度用 d 表示；与大脑中体素个数相同；隐层节点个数为 p ($p < d$)；编码器与解码器的权值分别由 $w^{(1,0)} \in R^{(p \times d)}$, $b^{(1,0)} \in R^p$; $w^{(2,1)} \in R^{(d \times p)}$, $b^{(2,1)} \in R^d$ 表示。编码器中各个节点的激活值由 $y = f(w^{(1,0)}x + b^{(1,0)})$ 计算得出，其中 $f(x)$ 是 ReLU 函数；重构数据由解码器中每个节点的激活函数 $z = g(W^{(2,1)}x + b^{(2,1)})$ 计算所得，其中 $g(x)$ 是 Sigmoid 函数。对应的重构数据与输入数据的误差由如下公式表示：

$$J(w, b, x^{(i)}, z^{(i)}) = \frac{1}{2} \|x^{(i)} - z^{(i)}\|_2^2 \quad (1)$$

在公式 1 中， $x^{(i)}$ 是第 i 个个体素上的值， $z^{(i)}$ 是对应的重构数据。空间自编码器的代价函数如下：

$$Cost = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n J(W, b, x^i, y^i) + \lambda_1 \|W\|^2 \quad (2)$$

在公式 2 中， n 为全脑体素大小；第一项为人群中体素上的值与重建数据之间的均方误差；第二项为 L2 范数正则化项 ($\lambda_1=10^{-6}$)，它可以通过防止过拟合来提高空间自编码器的泛化能力。B.将两个空间自编码器的权值组成特征池，用于预测模型的训练和验证：按照集成学习的思想，特征池与标签按 4:1 的比例随机分为训练集和测试集。通过五折交叉验证将训练集分成五个部分。利用各折互不重复的数据训练相互独立的深层神经网络 (DNN)。DNN 网络分为四层：第一层为数据输入层，即 IFCD 和 FOCA 空间自动编码器中输入层和隐藏层的权重。混合特征的维数为 150，包括 70 个 IFCD 特征和 80 个 FOCA 特征。第二层和第三层是 DNN 的隐藏层，第二层有 100 个节点，第三层有 50 个节点。在输入层和的第二层之间加入 Dropout 层，其参数被设置为 0.3。第二层和第三层的非线性激活函数为 ReLU 函数。最后一层为线性激活层，预测流体智力评分。将这五个模型上最外层测试集的预测值的平均值作为最终预测值。B 阶段将重复 100 次，以测试结果的稳定性。C.将 A 步骤所获得的空间自编码器的两个隐藏层的输出值可视化，并解释为 IFCD

和 FOCA 空间模式中用于预测的特征的重要性。D.对预测值和真实值进行皮尔逊相关等统计值以评估预测效果。

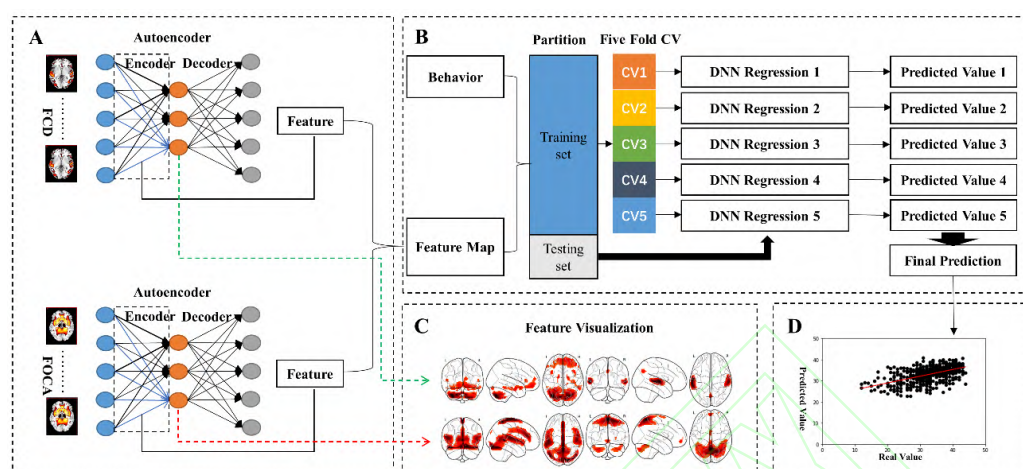


图 1. 预测模型流程图

Fig.1 The pipeline of prediction model

3 结果

3.1 空间自编码机的参数选择

在本研究中，两个独立的空间自编码器被用于 IFCD 和 FOCA 指标的特征提取。在空间自编码器中，需要初始化一些参数，包括损失函数的学习率、L2 正则化的学习率、epoch、Batchsize 和隐藏层节点数。本研究根据以往经验，将两个空间自编码机的损失函数学习率设为 0.000 5，将 L2 正则项的学习率设为 10^{-5} 。在优化其它参数之前，空间自编码机的重构误差可以达到 0.001 以下。同时，经过多次测试，IFCD 及其重构误差在 45 个 epoch 时保持稳定，而 FOCA 对应的参数在 40 个 epoch 时自编码器得到的重构误差保持稳定。在本研究中，不同的 Batchsize 初始化对重建误差影响不大，因此，两个空间自动编码器的 Batchsize 设置为 200。值得注意的是，影响重建误差的最重要参数是隐藏层的节点数。经过网格搜索，结果表明，对于 IFCD，将隐藏层的节点数设置为 70，可以获得稳定且最小的重建误差 8.8×10^{-5} 。对于 FOCA，隐层节点数为 80，最小重建误差为 1.7×10^{-3} 。随着隐藏层节点数的增加，重建误差波动较小。

3.2 预测结果

在本研究中，图 1 所示的流程用于预测个人的流体智力评分。以被试的预测值与实际值的平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 和皮尔逊相关系数作为衡量预测结果的指标。DNN 预测模型是预测过程的核心。本文所使用的方法得到的流体智力预测值和实际值的 MAE 为 4.1，标准差为 3.2，皮尔逊相关值 (R 值) 为 0.55， P 值为 1.9×10^{-18} 。

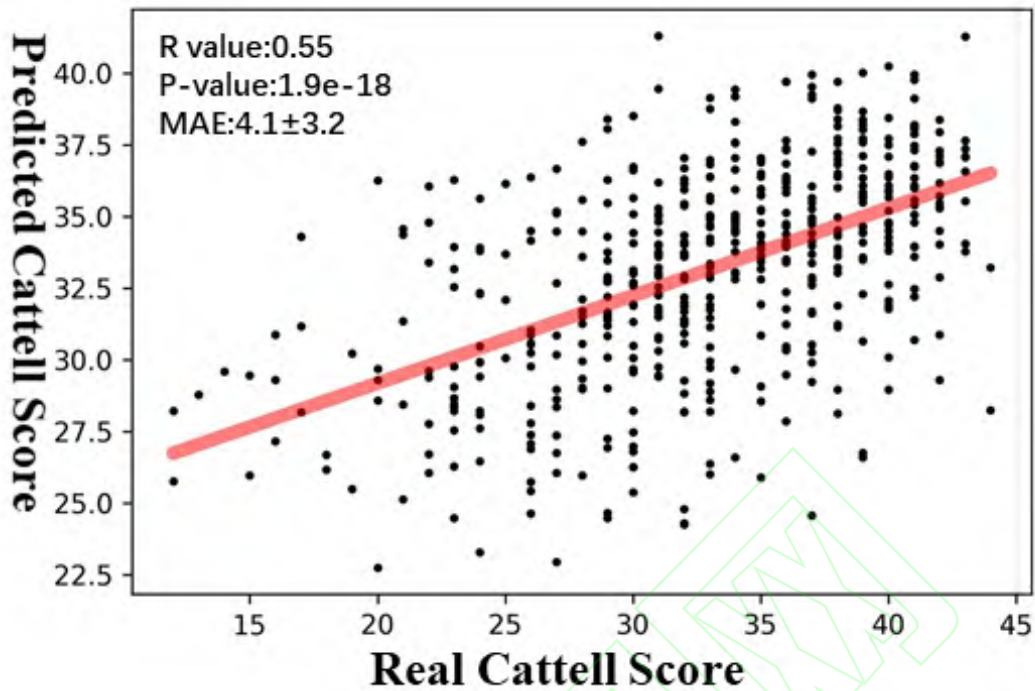


图 2. 预测的流体智力分数与真实卡特尔分数间的关系。

Fig.2 The relationship between predicted fluid intelligence score and real cartel score.

此外，为了评估本研究提出的模型的优势，本研究从降维方法、预测方法和流程设置这三个方面对预测模型进行了比较。在降维方法上，比较了主成分分析法(Principal Components Analysis, PCA)和独立成分分析(Independent Component Correlation Algorithm, ICA)。在预测方法方面，比较了两种方法：一般线性模型(General Linear Model, GLM)和支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)。在PCA与ICA降维方法中，本文采用MDL方法估计合适的降维维度(即成分个数)，其中IFCD为15，FOCA为20；在SVR方法中，其参数为Sklearn工具包中对应模块提供的默认参数。在流程设置方面，选取五折交叉验证的平均结果来评价流体智力评分的预测。如表2所示，PCA+GLM预测平均绝对误差为 8.7 ± 8.0 ，预测值与真实值得皮尔逊相关系数为0.19；ICA+GLM预测平均绝对误差为 5.4 ± 4.1 ，预测值与真实值得皮尔逊相关系数为0.46；PCA+SVR预测平均绝对误差为 8.1 ± 7.2 ，预测值与真实值得皮尔逊相关系数为0.24；ICA+SVR预测平均绝对误差为 4.3 ± 3.4 ，预测值与真实值得皮尔逊相关系数为0.52；而本文提出的方法得到的平均绝对误差为 4.1 ± 3.2 ，预测值与真实值得皮尔逊相关系数为0.55。此外，为了排除预测流体智力中年龄的影响，我们对数据进行了年龄分段预测。具体如下：将数据分为三组，18~45岁为年轻组(207例)，45~65岁为中年组(163例)，65~88岁为老年组(139例)；然后使用论文中同样的方法流程分别对三组数据进行流体智力预测。年轻组中预测分数与真实分数的平均绝对误差为4.21，标准差为3.39，皮尔逊相关为0.54；中年组中预测分数与真实分数的平均绝对误差为4.18，标准差为3.38，皮尔逊相关为0.53；老年组中预测分数与真实分数的平均绝对误差为4.24，标准差为3.37，皮尔逊相关为0.52。

表 2 不同方法预测流体智力评分的对比

Tab.2 The comparison of different prediction methods

流程	方法	平均绝对误差	相关系数
五折交叉验证	PCA+GLM	8.7 ± 8.0	0.19
	ICA+GLM	5.4 ± 4.1	0.46
	PCA+SVR	8.1 ± 7.2	0.24
	ICA+SVR	4.3 ± 3.4	0.52
本文提出	SAE+DNN	4.1 ± 3.2	0.55

3.3 IFCD 与 FOCA 的空间图及其重要度

空间自编码器经过训练后,其编码器的激活值为对应指标的大脑空间图。经过网格搜索调参,IFCD 和 FOCA 空间自编码器的重建误差趋于稳定和最小,得到了 70 个 IFCD 空间图和 80 个 FOCA 空间图。空间自编码器隐藏层中每个节点的激活值对应全脑体素在 IFCD 或 FOCA 指标中的参与程度(重要性)。激活值越大,参与度和重要性越高。预测流程被重复执行 100 次,而 DNN 输入层与隐藏层之间的权值通过二值化可以得到 IFCD/FOCA 功能模式的参与程度。图 3(和图 4 为高选择性(高于 50%) IFCD/FOCA 空间图。图 3: 从红色到黑色表示对应区域的重要性正在增加(激活值小于 0.6 的置为 0); 图 4: 从红色到黑色表示对应区域的重要性正在增加(激活值小于 0.6 的置为 0)。其重要区域为对应 AAL 模板中的: 颞叶区域(Temporal_Sup_L/R、Temporal_Mid_L/R)、枕叶区域(Calcarine_L/R、Occipital_Mid_L/R、Lingual_L/R)、额叶区域(Frontal_Mid_Orb_L/R、Frontal_Inf_Tri_R/L、Frontal_Mid_L/R、Frontal_Inf_Orb_L/R)、基底节网络区域以及小脑区域。

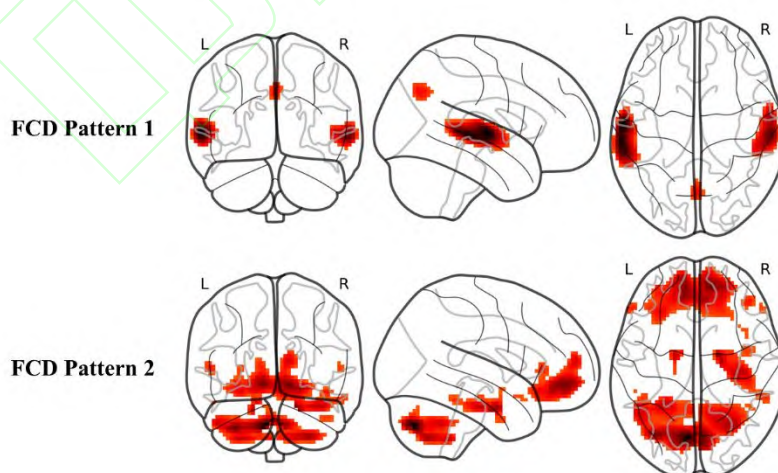


图 3 两种 IFCD 空间图示例

Fig.3 Two examples of IFCD spatial maps

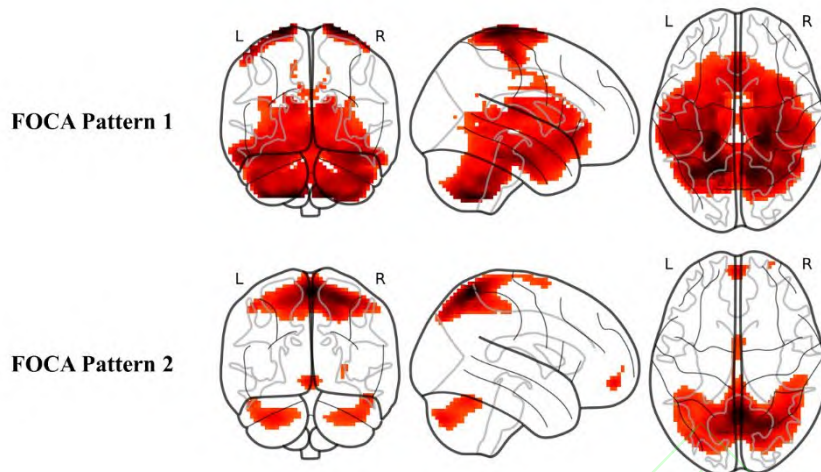


图 4 两种 FOCA 空间图示例

Fig.4 Two examples of FOCA spatial maps

3.4 空间自编码器

在空间自编码器训练时，以全脑体素数量作为样本扩大了样本总量，使自编码器能够更全面地检测功能连接性模式。自编码器是一种无监督学习算法，可以有效地从数据中挖掘隐藏的低维表达，然后用于重建原始数据^[18]。本研究中，网格搜索被用于设置和优化自编码器的学习速率、Batchsize、epoch、隐藏层节点数和其他参数。IFCD 空间自编码器的隐层节点数为 70，可以获得稳定且最小的重建误差 8.8×10^{-5} ；FOCA 空间自编码器的隐层节点数为 80，最小重建误差为 1.7×10^{-3} 。随着隐藏层节点数的增加，重建误差波动较小。经过网格搜索后，优化的两个空间自编码器中隐藏层的输出值分别对应 IFCD 和 FOCA 在全脑体素上的空间模式图，而对应的输入层到隐藏层之间的权值为用于预测的局部功能连接特征。此外，自编码器提取到的特征是线性和非线性的结合，使得对功能连接的分析更加全面^[19]。在这项工作中使用的空间自编码器在最大化数据表达和众多限制（例如，避免恒等转换和冗余特征提取）之间存在折衷。

3.5 认知功能相关的空间模式

在之前的研究中，研究者对深度学习模型学习到的特征在符合生物学原理的基础上进行了可视化与解释：DNN 输入层与隐藏层之间的权值可解释为具有层次抽象结构的功能连接网络^[20]、动态功能连接模式^[21]、静息态功能网络^[22]等。在本研究中，IFCD 和 FOCA 的两种空间自编码器隐藏层的输出值为与全脑体素维度大小相同的空间连接模式，分别反映了 IFCD 和 FOCA 的功能模式。而这种空间模式是冗余的，每一次训练可以得到 150 个空间图，图 3、4 分别展示了两种功能指标中出现次数最多的两种空间图。IFCD 的空间图展示的重点脑区为双侧颞叶、枕叶以及额叶区域，表明看电影状态下大脑功能活动对声音、视觉刺激的反馈^[8]以及高级认知功能的激活^[23]。FOCA 的空间图展示的重点脑区为顶叶、枕叶区域以及基底节网络及其周边的深部核团区域，表明大脑在观看电影时，视觉、高级认知功能区域的激活^[24]，而基底节网络可能在此种复杂的自然刺激时起到了各个功能网络间的协调作用^[25]。这些特征的解释与先前同类数据的研究结果一致^[9, 24]，表明了新方法能够挖掘到重要的脑功能活动内在信息。

3.6 不足与展望

先前研究表明, 年龄与流体智力呈反相关关系^[11]。为了尽可能地排除年龄对流体智力预测的影响, 我们采取了划分年龄段, 并针对各个年龄段进行流体智力预测。结果未发现不同的年龄段对流体智力预测产生显著影响。而已发表的类似研究也未对年龄对流体智力预测的影响展开讨论。此外, 本研究提出的方法还可以用于多模态信息融合分析, 有望为癫痫^[26,27]等脑疾病的前期预测与防治提供重要的影像学依据。

4 结论

本文基于自编码器及深层神经网络, 利用局部功能连接指标, 建立了一种新的流体智力的预测模型方法。本文的主要贡献为:

1. 在深层神经网络的基础上充分结合了集成学习, 较之神经影响领域最流行的、先进的预测模型-连接组学预测模型 (CPM), 本文提出的方法其预测误差明显降低。
2. 本文提出了空间自编码器并对其得到的特征可视化与解释方面进行了探索, 特征的可视化有效地反映了用于预测流体智力的大脑功能活动空间模式, 为我们深入理解年龄相关的大脑功能变化模式提供了重要的信息, 具有较好的应用前景。

5 参考文献

1. COLE J H, K FRANKE. Predicting Age Using Neuroimaging: Innovative Brain Ageing Biomarkers, Trends Neurosci, 2017, **40**(12): 681-690.
2. Dosenbach, N.U.F., et al., Prediction of individual brain maturity using fMRI. Science, 2010. **329**(5997): p. 1358-61.
3. Wolfers, T., et al., *From estimating activation locality to predicting disorder: A review of pattern recognition for neuroimaging-based psychiatric diagnostics*. Neurosci Biobehav Rev, 2015. **57**: p. 328-49.
4. Lin, Q., et al., *Resting-State Functional Connectivity Predicts Cognitive Impairment Related to Alzheimer's Disease*. Front Aging Neurosci, 2018. **10**: p. 94.
5. Khosla, M., et al., *Ensemble learning with 3D convolutional neural networks for functional connectome-based prediction*. Neuroimage, 2019. **199**: p. 651-662.
6. Finn, E.S., et al., *Functional connectome fingerprinting: identifying individuals using patterns of brain connectivity*. Nat Neurosci, 2015. **18**(11): p. 1664-71.
7. Greene, A.S., et al., *Task-induced brain state manipulation improves prediction of individual traits*. Nat Commun, 2018. **9**(1): p. 2807.

-
8. Campbell, K.L., et al., *Idiosyncratic responding during movie-watching predicted by age differences in attentional control*. Neurobiol Aging, 2015. **36**(11): p. 3045-3055.
 9. Demirtas, M., et al., *Distinct modes of functional connectivity induced by movie-watching*. Neuroimage, 2019. **184**: p. 335-348.
 10. Geerligs, L., C.A.N. Cam, and K.L. Campbell, *Age-related differences in information processing during movie watching*. Neurobiol Aging, 2018. **72**: p. 106-120.
 11. Shen, X., et al., *Using connectome-based predictive modeling to predict individual behavior from brain connectivity*. Nat Protoc, 2017. **12**(3): p. 506-518.
 12. Guo, X., et al., *Diagnosing Autism Spectrum Disorder from Brain Resting-State Functional Connectivity Patterns Using a Deep Neural Network with a Novel Feature Selection Method*. Frontiers in Neuroscience, 2017. **11**: p. 460.
 13. Wen, X., et al., *Detecting the Information of Functional Connectivity Networks in Normal Aging Using Deep Learning From a Big Data Perspective*. Frontiers in Neuroscience, 2020.
 14. Taylor, J.R., et al., *The Cambridge Centre for Ageing and Neuroscience (Cam-CAN) data repository: Structural and functional MRI, MEG, and cognitive data from a cross-sectional adult lifespan sample*. Neuroimage, 2017. **144**(Pt B): p. 262-269.
 15. Dong, L., et al., *Neuroscience information toolbox: an open source toolbox for EEG-fMRI multimodal fusion analysis*. Frontiers in Neuroinformatics, 2018. **12**: p. 56.
 16. Tomasi, D. and N.D. Volkow, *Functional connectivity density mapping*. Proc Natl Acad Sci U S A, 2010. **107**(21): p. 9885-90.
 17. Dong, L., et al., *Spatiotemporal consistency of local neural activities: A new imaging measure for functional MRI data*. J Magn Reson Imaging, 2015. **42**(3): p. 729-36.
 18. Tschannen, M., O. Bachem, and M. Lucic, *Recent Advances in Autoencoder-Based Representation Learning*. ArXiv Preprint ArXiv:1812.05069, 2018.
 19. Tin, D., *On Nonlinear Dimensionality Reduction, Linear Smoothing and Autoencoding*. 2018.
 20. Kim, J., et al., *Deep neural network with weight sparsity control and pre-training extracts hierarchical features and enhances classification performance: Evidence from whole-brain resting-state functional connectivity patterns of schizophrenia*. Neuroimage, 2016. **124**(Pt A): p. 127-146.
 21. Suk, H.I., et al., *State-space model with deep learning for functional dynamics estimation in resting-state fMRI*. Neuroimage, 2016. **129**: p. 292-307.
 22. Kawahara, J., et al., *BrainNetCNN: Convolutional neural networks for brain networks; towards*

- predicting neurodevelopment*. Neuroimage, 2017. **146**: p. 1038-1049.
23. Bolton, T.A.W., et al., *Brain dynamics in ASD during movie-watching show idiosyncratic functional integration and segregation*. Hum Brain Mapp, 2018. **39**(6): p. 2391-2404.
24. Gilson, M., et al., *Effective connectivity inferred from fMRI transition dynamics during movie viewing points to a balanced reconfiguration of cortical interactions*. Neuroimage, 2018. **180**(Pt B): p. 534-546.
25. Celik, E., et al., *Spatially informed voxelwise modeling for naturalistic fMRI experiments*. Neuroimage, 2019. **186**: p. 741-757.
26. Jia, X., et al., *Reconfiguration of dynamic large : cale brain network functional connectivity in generalized tonic-clonic seizures*. Human Brain Mapping, 2019(4).
27. Klugah-Brown, B., et al., *Altered Dynamic Functional Network Connectivity in Frontal Lobe Epilepsy*. Brain Topography, 2018.