arXiv:2304.06315v2 [eess.SP] 1 May 2023

基于脑连接特征的年龄组分类：采用时间异步音视频整合任务

Prerna Singh[1], Ayush Tripathi[2],Lalan Kumar[3],和 Tapan Kumar Gandhi[4]

摘要——**人脑整合来自多种感觉模态的输入这一过程称为多感官整合。与年龄相关的认知衰退会导致大脑处理多感官输入的能力下降。针对老年群体此类认知变化的研究已相当丰富。然而，对于中年群体，相关分析仍然有限。受此启发，本研究探讨中年群体在音视频时间异步整合任务期间基于脑电图的功能连接。研究考察了多种任务，包括单模态听觉、单模态视觉以及不同形式的音视频刺激。研究采用基于相关性的功能连接分析，观察不同年龄组之间的变化，包括青年组（18–25岁）、从青年向中年过渡的群体（25–33岁）以及中年组（33–41岁）。此外，研究还利用从连接图中提取的特征对不同年龄组进行分类。对于音频刺激和音频-50-视觉刺激，采用基于随机森林的分类器分别获得**89.4% **和**88.4% **的分类准确率，从而验证了所提方法的有效性。**

I. 引言

人类的日常行为受多感官整合的影响，而多感官整合有助于提升感知能力。多感官整合是指将来自多个感官通道（如听觉和视觉）的刺激整合为共同感知状态的过程 [1]。人的感觉系统会受到年龄的显著影响，随着年龄增长，其功能会逐渐衰退，进而影响对多感官输入的感知能力。然而，通过整合多感官输入，可以有效弥补衰老带来的认知损失 [2],[3]。无论在人类还是动物中，最常见的多感官整合形式都是视听整合（AVI）。只有当听觉和视觉刺激出现的时间间隔小于 100 毫秒时，才会显著发生视听整合[4]–[6]。根据视听整合的时间特性，可以针对年龄研究同步和异步视听整合任务。

视听整合主要发生在颞上区和枕叶区域 [7]。视听整合研究中的一个主要问题，是分析广泛分布的脑区之间的整合与协调对感知功能的影响。在这方面，功能连接分析具有很大的研究价值。此类分析包括识别从不同脑区采集的生理信号中的时间相关性或同步性 [8]–[10]。在相关文献中，图论分析已用于研究脑电图数据中的功能连接 [11]。多项研究采用图论网络拓扑分析，研究脑电图数据中与年龄相关的视听整合 [12]。然而，先前的大多数研究都集中于考察老年年龄组的功能连接。因此，中年年龄组在视听整合任务中的功能连接和网络效率变化仍鲜有研究。检测中年人群中的轻度认知障碍（MCI）等疾病，有助于早期发现阿尔茨海默病（AD）。尽管病理生理过程早在痴呆症发病前10至15年便已开始，但针对中年年龄组的研究仍然较少 [13]。将研究重点转向中年人群的MCI识别，有望提高发现认知衰退早期生物标志物的可能性。

受此启发，本研究着重考察中年健康参与者的脑网络连接。为探究中年人在视听整合任务（同步和异步）中的功能连接变化，我们设计了一项听觉或视觉刺激辨别任务。实验包含三类刺激：单模态视觉刺激（V）、单模态听觉刺激（A）和双模态视听刺激（AV）。研究对象分为三组：青年组（Y），18–25岁；青年向中年过渡组（T），25–33岁；以及中年组（M），33–41岁。我们采集了不同脑区的脑电信号，并分析相应的功能连接网络。此外，还从这些网络中提取了若干特征，并将其与不同的机器学习模型结合，用于不同年龄组的分类。

II. 材料与方法

A. 参与者

本研究从三个不同年龄组中招募了15名健康参与者：年轻受试者（18–24岁，平均

[1]Prerna Singh 任职于印度德里印度理工学院巴蒂电信技术与管理学院，地址：印度新德里 110016。bsz208534@dbst.iitd.ac.in[2]Ayush Tripathi 任职于印度德里印度理工学院电气工程系，地址：印度新德里 110016，并获总理研究员计划（PMRF）资助，资助编号为 PLN08/PMRF。eez208477@ee.iitd.ac.in[3]Lalan Kumar 任职于印度德里印度理工学院电气工程系、巴蒂电信技术与管理学院及 Yardi 人工智能学院，地址：印度新德里 110016。 lalank@ee.iitd.ac.in[4]Tapan Kumar Gandhi 任职于印度德里印度理工学院电气工程系及巴蒂电信技术与管理学院，地址：印度新德里 110016。tgandhi@ee.iitd.ac.in

	A	V	AV	A50V	V50A
Non-Target (80%)	Musical tone		0ms	50 ms	50 ms
Target (20%)	White noise		0 ms	50 ms	50 ms

图1。数据采集过程中涉及的不同刺激说明。

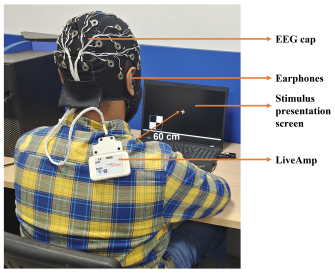

图2. 实验设置示意图。

年龄 ± SD， 21 ± 1.41岁，n=5）、从年轻组过渡到中年组的受试者（25–32岁，平均年龄 ± SD，27.4± 2.57岁，n=5）以及中年受试者（33–41岁，平均年龄 ± SD， 37 ± 2.8岁，n=5）。所有参与者均在知情同意后参加研究。参与者均不了解实验目的，听力正常，视力正常或矫正后正常。所有参与者的简易精神状态检查（MMSE）得分均正常（>24），且无认知障碍史 [14]。数据收集方案经德里印度理工学院伦理委员会批准（参考编号 #2021/P052）。

B. 刺激材料与任务

实验中使用了两种不同类型的听觉和视觉刺激，即目标刺激和非目标刺激。非目标视觉刺激为黑白棋盘格方框，目标视觉刺激则是在棋盘格方框内包含两个十字标记（52 mm × 52mm，视角为 5°）。非目标和目标听觉刺激分别为音乐声和白噪声。视觉刺激（V）持续 150 ms，随机呈现在一台 15.6 英寸笔记本电脑屏幕的左下或右下象限；屏幕为黑色，位于参与者眼前 60 cm 处。听觉刺激（A）通过耳机传送至左耳或右耳，声压级为 60 dB，持续 150 ms。

实验包含单模态听觉（A）、单模态视觉（V）和视听刺激。对于视听情形，根据刺激开始异步（SOA）的时长，刺激以三种方式呈现。这三种情形分别是：听觉与视觉同时呈现（AV）、听觉比视觉滞后 50 ms（V50A），以及听觉比视觉提前 50 ms（A50V）。根据先前的行为研究确定的 SOA [15]，每种刺激的每个试次时长为 150 至 250 ms。每位参与者进行了五次实验，每次实验均以 3000 ms 的注视时间开始。随后，屏幕上呈现五种类型（A、V、AV、A50V、V50A）的刺激各 20 个。对于左侧或右侧的每种条件，非目标刺激占 80%，目标刺激占 20%。所有刺激的间隔时间为 1300 至 1800 ms。参与者需要尽可能快速且准确地判断目标出现在屏幕左侧还是右侧。图 1 描述了不同类型的刺激，图 2 展示了具有代表性的数据采集设置。

C. 脑电数据采集与预处理

使用安装在电极帽（Brain Products 的 EasyCap）上的 31 个头皮电极记录脑电图数据，并按照国际10-20电极放置标准进行放置。使用 LiveAmp（Brain Products）放大器放大脑电信号，并以 500 Hz 的采样率进行数字化。每个脑电电极的阻抗均保持在 $20k\Omega$以下。

使用 MATLAB R2021a 中的 EEGLAB工具箱 [16] 对记录的脑电图数据进行预处理和分析。首先，将信号滤波至 0.5 至 40 Hz，并重新参考至平均参考。通过目视检测并使用独立成分分析（ICA） [16]去除眨眼、眼动、电源线干扰（50 Hz）、心电伪迹和肌肉伪迹。随后，将数据分割为多个历元，时间范围从刺激开始前 500 ms 至刺激开始后 900 ms，并进行基线校正。最终，每位参与者共得到 100 个历元（包括目标刺激和非目标刺激），每种刺激类型包含 700 个时间点。

III. 实验细节

A. 图构建

历元形成后经过预处理的脑电信号用于构建相应的功能连接图。每个历元可表示为一个 700×31维矩阵（V），其中 700 表示时间步数，31 表示通道数。首先，基于不同脑电通道对之间信号的皮尔逊相关，构建一个 31×31 维邻接矩阵（A）。设 $\mu_{V(:,i)}$ 表示 i^{th} 脑电通道的均值，则邻接矩阵 $\hat{}A$ 的元素计算如下，

$$\hat{A}(i,j) = \frac{\sum_{l=1}^{700}(V(l,i)-\mu_{V(:,i)})(V(l,j)-\mu_{V(:,j)})}{\sqrt{\sum_{l=1}^{700}(V(l,i)-\mu_{V(:,i)})^2 \sum_{l=1}^{700}(V(l,j)-\mu_{V(:,j)})^2}} \tag{1}$$

随后，使用A 中的元素构建二值邻接矩阵（A）$\hat{}$，如下所示，

$$A(i,j) = \begin{cases} 1, & \text{if } i \neq j \text{ and } \hat{A}(i,j) \geq \rho_{th} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{2}$$

由此得到的邻接矩阵构成给定历元的连接图。阈值参数（ρ_{th}），

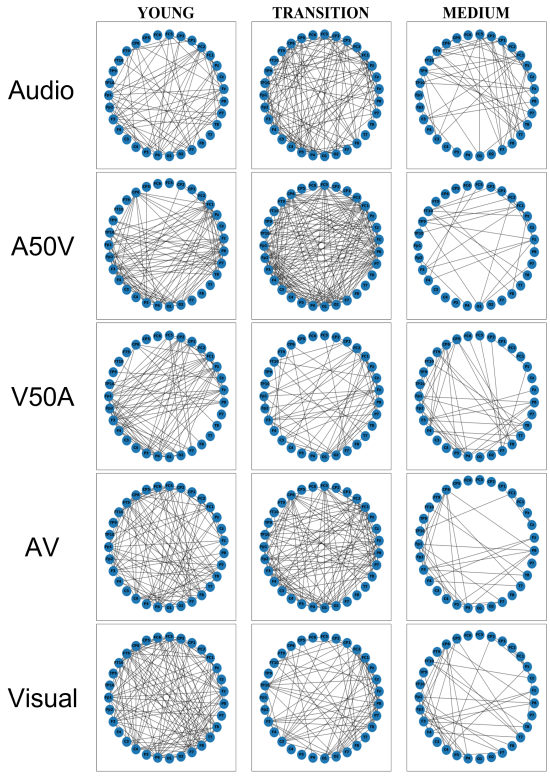

图 3. 使用不同年龄组和刺激类型的平均历元构建的图，相关性阈值为 $\rho_{th} = 0.8$

决定了在两个节点之间建立边所需的相关强度。 ρ_{th} 的值较低会产生大量边，而值较高时，只有信号之间具有足够高相关性的节点之间才会建立边。图 3 展示了使用所有受试者在不同年龄组和不同刺激类型下的平均时间段构建的样本图，阈值为 0.8。

B. 特征提取

根据计算得到的邻接矩阵，提取 5 种不同的节点级特征，用于年龄组分类任务。对于给定历元的连接图，共得到 $5 \times 31 = 155$ 个特征。使用*NetworkX* 软件包[17]提取以下特征：

1) 度中心性：对于节点 v，度中心性衡量与其相连的节点数量。其数学计算公式为：

$$d_v = \frac{\sum_{l=1}^{N} A(v,l)}{N-1} \tag{3}$$

其中， N 是图中的节点总数。

2）介数中心性：通过衡量给定节点 v 出现在所有节点对之间最短路径中的次数，来测量该节点在图中的重要性。其计算公式为：

$$b_v = \sum_{a,b \in V} \frac{\sigma(a,b|v)}{\sigma(a,b)} \tag{4}$$

其中， V 是节点集合， $\sigma(a,b)$是节点 a 和 b之间的最短路径数量，而 $\sigma(a,b|v)$是经过节点 v的此类最短路径。

3) 特征向量中心性：它根据邻居节点的中心性衡量节点 v 的中心性。其值为根据以下方程计算得到的向量 e 的第 v^{th} 个元素：

$$Ae = \lambda e \tag{5}$$

由于矩阵 A 的所有元素均为非负值，因此最大特征向量 λ对应唯一解 e，且其所有元素均为正值。

4）接近中心性：对于节点 v，其定义为该节点到所有可达节点的平均最短距离的倒数。数学上，计算方式如下：

$$c_v = \frac{n-1}{\sum_{l=1}^{n-1} d(v,l)} \tag{6}$$

其中， $d(v,l)$ 是节点 v 和 l之间的最短路径距离， n 是从节点 v可达的节点数。

5）聚类系数：节点 v 的聚类系数定义为经过该节点的可能三角形所占的比例。数学上，计算方式如下：

$$\kappa_v = \frac{T(v)}{(deg(v))(deg(v)-1)} \tag{7}$$

其中， $T(v)$ 是经过节点v 的三角形数量， $deg(v)$ 是与该节点相连的边数。

C. 年龄组分类

根据特征提取过程，每个时间段共获得155个特征。记录的数据集由每种刺激类型的1500个此类时间段组成，并平均分为三个类别（Y、T和M）。为验证所提取特征在不同年龄组之间进行数据分类的有效性，采用十折交叉验证策略，并报告平均准确率得分。在第一组实验中，分析相关性阈值参数（ρ_{th}）的变化对使用随机森林（RF）分类器针对不同刺激类型进行分类时性能的影响。随后，还分析了不同分类器，即：采用线性核的支持向量机（线性支持向量机）、逻辑回归（LR）和k近邻（kNN），在 $\rho_{th} = 0.8$ 条件下对不同刺激类型进行分类时的性能。对于所有分类器，均使用scikit-learn [18]库中的默认参数。

IV. 结果

A. 脑连接

使用 ρ_{th} 值 0.8，不同年龄组生成的脑功能连接图如图 3 所示。图中的节点代表不同的脑电电极，边则表示电极位置之间的连接，从而构成脑功能连接图。如图 3 所示，不同年龄组的边数有所变化。在所有

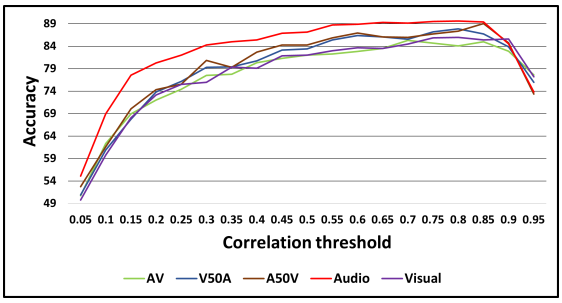

图 4.相关性阈值参数（ρ_{th}）对使用 RF 分类器识别不同类型刺激的准确率的影响

表 I 不同刺激类型下使用不同分类算法的识别准确率。

刺激物	LR	LinearSVM	kNN	RF
AV	76.00	76.93	74.53	84.20
V50A	80.73	82.00	80.00	87.47
A50V	79.73	81.47	78.93	88.40
音频	80.87	82.80	81.60	**89.40**
视觉	78.27	79.87	76.67	86.53

刺激中，A50V 和 A 从 T 阶段到 M 阶段在中央区、前额区、枕区和颞上区的连接性下降最大，而这些区域在大脑视听整合中发挥着核心作用。对于 V 和 V50A，Y 年龄组的边数最多，其次是 T 年龄组和 M 年龄组。这表明，从节点中提取的特征可用作年龄组分类的标记。

B. 分类准确率

图 4 绘出了相关性阈值（ρ_{th}）对不同类型刺激分类准确率的影响。可以看出，准确率先呈上升趋势，随后有所下降。观察到 ρ_{th} 的最优值为 0.8，后续分析均采用该值。在相关性阈值固定为 $\rho_{th} = 0.8$ 后，使用不同分类器执行年龄组分类任务，结果列于表 I。基于随机森林的分类器在音频刺激条件下取得了最高的分类准确率，为 89.4%；A50V 刺激条件下的准确率为 88.4%。这一结果符合视听整合的时间原理，表明老年人的听力损失可以通过整合存在 50 毫秒时间差的音频和视觉刺激来弥补。

V. 结论

本研究分析了不同年龄组脑连接网络的变化。研究发现，由周边呈现的视听刺激诱发的视听整合（AVI）会随年龄变化。本研究还揭示，周边呈现的刺激所引起的脑电信号中基于相关性的功能连接会在中年时期减弱。AVI 引起的脑连接变化，在从年轻组（Y）过渡到中年组（M）时开始显现。研究发现，利用基于功能连接的特征，可以根据不同的 AVI 刺激将三个年龄组——年轻组（Y）、从年轻组向中年组过渡的群体（T）和中年组（M）——进行分类。未来的工作可侧重于探索适用于基于脑电图的年龄组分类任务的判别性特征，并纳入老年群体。

参考文献

[1] M. O. Ernst 和 H. H. B¨ulthoff，“将各种感官融合为稳健的知觉”，《认知科学趋势》，第 8 卷，第 4 期，第 162–169 页，2004 年。[2] C. T. Lovelace、B. E. Stein 和 M. T. Wallace，“无关光线增强人类的听觉检测：对刺激检测中多感官整合的心理物理学分析”，《认知脑研究》，第 17 卷，第 2 期，第 447–453 页，2003 年。[3] S. Molholm、W. Ritter、D. C. Javitt 和 J. J. Foxe，“人类的多感官视听物体识别：一项高密度电生理绘图研究”，《大脑皮层》，第 14 卷，第 4 期，第 452–465 页，2004 年。[4] B. E. Stein，《多感官处理新手册》。MIT 出版社，2012 年。[5] Y. Ren、Y. Ren、W. Yang、X. Tang、F. Wu、Q. Wu、S. Takahashi、Y. Ejima 和 J. Wu，“年轻人与老年人的比较：刺激时间异步性调节视听整合”，《国际心理生理学杂志》，第 124 卷，第 1–11 页，2018 年。[6] Y. Ren、W. Yang、K. Nakahashi、S. Takahashi 和 J. Wu，“老年人中听觉与视觉刺激之间的刺激开始异步性会延迟视听整合”，《知觉》，第 46 卷，第 2 期，第 205–218 页，2017 年。[7] A. Falchier、S. Clavagnier、P. Barone 和 H. Kennedy，“灵长类纹状皮层多模态整合的解剖学证据”，《神经科学杂志》，第 22 卷，第 13 期，第 5749–5759 页，2002 年。[8] A. A. Fingelkurts、A. A. Fingelkurts 和 S. K¨ahk¨onen，“脑功能连接——一个难以捉摸的概念？”，《神经科学与生物行为评论》，第 28 卷，第 8 期，第 827–836 页，2005 年。[9] C. Stam、W. De Haan、A. Daffertshofer、B. Jones、I. Manshanden、A.-M. van Cappellen van Walsum、T. Montez、J. Verbunt、J. De Munck、B. Van Dijk 等，“阿尔茨海默病脑磁图功能连接的图论分析”，《大脑》，第 132 卷，第 1 期，第 213–224 页，2009 年。[10] H. E. Wang、K. J. Friston、C. G. B´enar、M. M. Woodman、P. Chauvel、V. Jirsa 和 C. Bernard，“MULAN：功能连接的评估与集成统计推断”，《神经影像》，第 166 卷，第 167–184 页，2018 年。[11] F. Vecchio、F. Miraglia、C. Marra、D. Quaranta、M. G. Vita、P. Bramanti 和 P. M. Rossini，“认知能力下降中的人脑网络：基于脑电图数据的皮层连接图论分析”，《阿尔茨海默病杂志》，第 41 卷，第 1 期，第 113–127 页，2014 年。[12] L. Wang、W. Wang、T. Yan、J. Song、W. Yang、B. Wang、R. Go、Q. Huang 和 J. Wu，“β 频段功能连接影响老年期的视听整合：一项脑电图研究”，《衰老神经科学前沿》，第 9 卷，文章编号 239，2017 年。[13] W. S. Kremen、A. J. Jak、M. S. Panizzon、K. M. Spoon、C. E. Franz、W. K. Thompson、K. C. Jacobson、T. Vasilopoulos、E. Vuoksimaa、H. Xian 等，“轻度认知障碍的早期识别及其遗传度”，《国际流行病学杂志》，第 43 卷，第 2 期，第 600–610 页，2014 年。[14] G. Bravo 和 R. H´ebert，“基于非痴呆老年人群得出的迷你精神状态检查和修订版迷你精神状态检查的年龄与教育程度特异性参考值”，《国际老年精神病学杂志》，第 12 卷，第 10 期，第 1008–1018 页，1997 年。[15] W. Yang、B. Chu、J. Yang、Y. Yu、J. Wu 和 S. Yu，“无先兆偏头痛患者视听时间交互增强”，《头痛与疼痛杂志》，第 15 卷，10，2014 年 1，1no. pp. – 。[16] A. Delorme 和 S. Makeig，“EEGLAB：用于分析单试次脑电图动态（包括独立成分分析）的开源工具箱”，《神经科学方法杂志》，第 134 卷，第 1 期，第 9–21 页，2004 年。[17] A. A. Hagberg、D. A. Schult 和 P. J. Swart，“使用 NetworkX 探索网络结构、动态与功能”，载于《第 7 届 Python 科学会议论文集》，G. Varoquaux、T. Vaught 和 J. Millman 编，Pasadena, CA USA，2008 年，第 11–15 页。[18] L. Buitinck、G. Louppe、M. Blondel、F. Pedregosa、A. Mueller、O. Grisel、V. Niculae、P. Prettenhofer、A. Gramfort、J. Grobler 等，“机器学习软件的 API 设计：scikit-learn 项目的经验”，arXiv 预印本 arXiv:1309.0238，2013 年。