

脑电情绪识别的CiteSpace知识图谱分析

吕永峰^{1,2}, 张勇斌^{1,2*}, 付秀丽³

¹北京印刷学院机电工程学院, 数字化印刷装备北京市重点实验室, 北京

²北京印刷学院机电工程学院, 印刷装备北京市高等学校工程研究中心, 北京

³北京石油化工学院信息工程学院, 北京

收稿日期: 2026年1月10日; 录用日期: 2026年2月7日; 发布日期: 2026年2月24日

摘要

为探究国内脑电情绪识别领域的演变路径与前沿热点, 本研究采用文献计量学方法, 选取2011~2024年间CNKI与Scopus数据库收录的155篇高被引核心文献为精选样本, 利用CiteSpace软件构建知识图谱, 从发文趋势、科研机构、核心作者及关键词共现等维度开展定量分析。结果显示, 该领域历经萌芽与稳步增长后, 于2021年步入爆发式发展阶段, 杭州电子科技大学及孔万增等学者在该领域具有显著影响力。研究协作网络呈现典型的“大分散、小聚类”特征, CNKI与Scopus网络密度分别仅为0.0214与0.0148, 跨机构深度协同仍受壁垒限制。技术逻辑已实现从“特征工程驱动”向“数据驱动与脑机理启发式建模”的范式跨越: 特征表征由功率谱密度向非线性微分熵及脑网络功能连接深化; 算法模型由传统映射转向卷积神经网络、图神经网络及Transformer混合架构。多模态融合、迁移学习及非欧空间拓扑建模已成为当前国际竞争的前沿方向。未来研究应聚焦于构建契合大脑生物特性的启发式计算模型, 并致力于复杂环境下鲁棒特征的提取及其在临床医疗、人机交互场景的落地转化。

关键词

脑电数据, 情绪识别, CiteSpace, 可视化分析, 知识图谱

CiteSpace Knowledge Graph Analysis of EEG-Based Emotion Recognition

Yongfeng Lyu^{1,2}, Yongbin Zhang^{1,2*}, Xiuli Fu³

¹Beijing Key Laboratory of Digital Printing Equipment, School of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing Institute of Graphic Communication, Beijing

²Beijing Engineering Research Center for Printing Equipment, School of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing Institute of Graphic Communication, Beijing

³College of Information Engineering, Beijing Institute of Petrochemical Technology, Beijing

Received: January 10, 2026; accepted: February 7, 2026; published: February 24, 2026

*通讯作者。

文章引用: 吕永峰, 张勇斌, 付秀丽. 脑电情绪识别的CiteSpace知识图谱分析[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(2): 414-426. DOI: 10.12677/csa.2026.162070

Abstract

To explore the evolutionary trajectory and research frontiers of EEG-based emotion recognition in China, this study employs bibliometrics methods to analyze 155 high-impact documents indexed in CNKI and Scopus from 2011 to 2024. Utilizing CiteSpace for knowledge graph construction, quantitative and qualitative analyses were conducted across multiple dimensions, including publication trends, institutional contributions, core authors and keyword co-occurrence. Findings indicate that after a steady growth phase, the field entered explosive development in 2021, with Hangzhou Dianzi University and scholars such as Kong Wanzeng exerting significant influence. The collaboration network reveals a “broadly dispersed, locally clustered” pattern, with network densities of 0.0214 (CNKI) and 0.0148 (Scopus), highlighting persistent structural barriers to cross-institutional synergy. The technical paradigm has shifted from “feature-engineering-driven” to “data-driven and brain-inspired modeling”. Feature representation has advanced from Power Spectral Density toward non-linear Differential Entropy and functional connectivity, while algorithmic architectures have transitioned from traditional models to hybrid CNN, GNN, and Transformer frameworks. Currently, multi-modal fusion, transfer learning, and non-Euclidean topological modeling represent the leading edges of international competition. Future research should prioritize constructing heuristic computational models aligned with the biological characteristics of the brain, improving feature robustness in complex environments, and facilitating practical implementation in clinical medicine and human-computer interaction.

Keywords

EEG Data, Emotion Recognition, CiteSpace, Visual Analysis, Knowledge Graph

Copyright © 2026 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

情绪识别作为情感计算的核心，脑电图(Electroencephalogram, EEG)凭借其客观性、难以伪装及高时间分辨率等特性，已成为精准捕捉情绪状态的关键载体[1]-[3]。然而，EEG信号固有的非线性、低信噪比及显著的个体差异，使得跨被试识别仍面临严峻挑战[4]。目前，国内学者多聚焦于算法模型的迭代更新，虽有少量关于情感计算的综述，但缺乏针对国内近十年来、尤其是深度学习技术爆发式增长后的知识图谱定量分析，难以精准定位技术演进的逻辑节点。为此，本研究选取中国知网(China National Knowledge Infrastructure, CNKI)与Scopus数据库中2011~2024年国内学者发表的核心文献为源，利用CiteSpace绘制知识图谱，旨在系统梳理我国脑电情绪识别领域的研究脉络与演进趋势。本文的创新之处在于：首先，采用CNKI与Scopus双数据库对比视角，剖析国内学者在国内外学术产出上的偏好差异；其次，依托知识图谱全景式梳理演化路径，系统定位从传统机器学习向深度学习转型期的关键逻辑节点；最后，从微分熵及脑网络连接等神经动力学视角，深度解析特征提取与模型构建的技术进化主线，实现对底层技术逻辑的穿透式分析。

2. 资料与方法

2.1. 数据采集

CNKI与Scopus文献检索细化表，如表1所示。本研究以CNKI与Scopus为数据源，检索2011~2024

年“EEG”与“情绪识别”主题文献。为保障研究质量，CNKI 筛选范围涵盖北大核心、中国科学引文数据库(Chinese Science Citation Database, CSCD)、科技期刊世界影响力指数报告(World Journal Clout Index, WJCI)及工程索引(Engineering Index, EI)期刊；Scopus 检索则仅保留 Article 类型文献，机构所属地区限定为中国，以确保分析样本的针对性。数据经 Ref-works、RIS 格式转换后，导入 CiteSpace 开展可视化文献计量分析。定量分析数据截至 2024 年，文中所引参考文献仅用于方法论支撑或现状对比，不计入样本统计。

Table 1. Detailed retrieval table for CNKI and Scopus literature

表 1. CNKI 与 Scopus 文献检索细化表

检索相关项	检索词	检索条件	检索方式	检索年限	有效论文数量
CNKI	EEG, 情绪识别	期刊限定为北大核心, CSCD, WJCI 和 EI	主题检索	2011~2024	52 篇
Scopus	EEG、Emotion recognition	文章类型限定为 Article, 地区限定为 China, 年被引 Top 10	主题检索	2011~2024	103 篇

注：本研究检索 2011~2024 年 EEG 情绪识别领域文献。CNKI 核心期刊经清洗去重后纳入 52 篇；Scopus 数据库初检获 939 篇，用于刻画宏观趋势。为确保知识演化分析质量，本研究遵循“全景趋势与核心透视”双重准则，基于年度被引频次 Top 10 原则进一步筛选出 103 篇 Scopus 核心文献进行知识图谱分析。

2.2. 研究方法与工具

本研究以文献计量学为方法论基础，运用数学与统计手段对知识载体进行定量分析。通过 CiteSpace 可视化工具构建科学知识图谱，将海量文献数据转化为直观的结构化图形，以有效辅助解读复杂的领域信息 [5]。本文据此对 EEG 情绪识别领域的发文规模、演进趋势及研究热点等关键维度开展系统化计量分析。

2.3. 技术背景



Figure 1. Technical framework of EEG-based emotion recognition

图 1. 脑电情绪识别技术框架图

脑电情绪识别技术框架图，如图 1 所示。EEG 信号凭借高时间分辨率与生理客观性，成为捕获识别

情绪的核心载体。然而，其固有的非线性、非平稳特征及显著的个体差异，使得从复杂信号中精准解码情绪状态仍面临严峻挑战[6]。脑电情绪识别流程，通常涵盖四个关键环节：预处理剔除伪迹并分段；提取时、频、空多维特征，结合降维或通道选择定位核心脑区并消除冗余；最后利用分类模型进行训练，实现对情绪状态的精准识别与预测。

3. 结果与讨论

3.1. 年度发文量趋势

年度发文量趋势图，如图 2 所示。分析表明，2011~2024 年国内脑电情绪识别研究呈现显著的阶段性演化特征。2011~2016 年为萌芽期，产出处于低位且侧重理论积淀；2017~2020 年进入稳步增长期，研究规模初显，国际产出增速开始领先；2021 年后受深度学习驱动步入爆发期，虽中文核心文献在 2022~2023 年达峰后小幅回落，但国内学者发表的国际文献呈指数级增长，于 2024 年创下约 275 篇的历史新高。这标志着该领域已转向高质量、国际化深度参与的加速发展阶段。

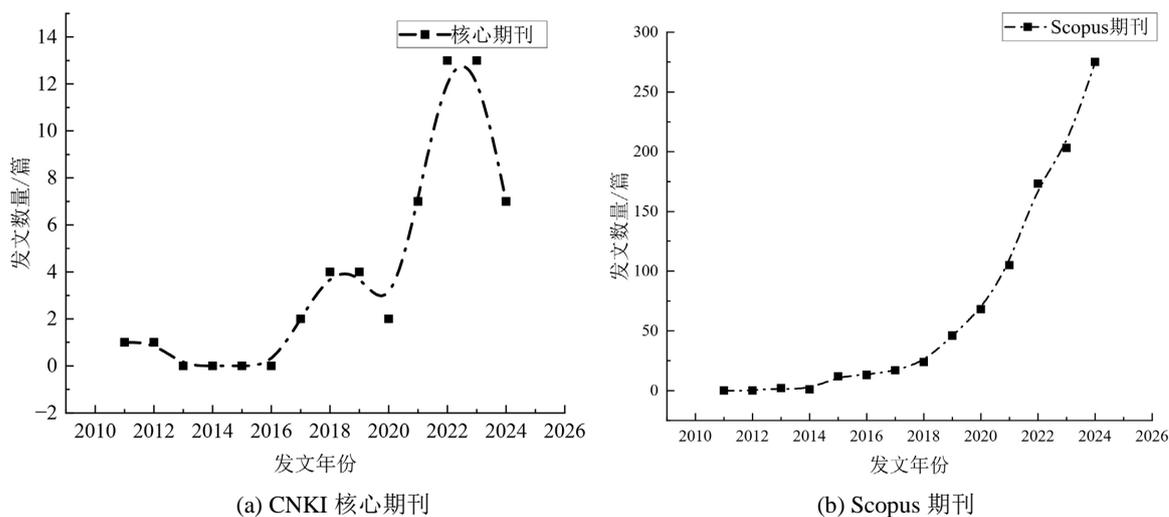


Figure 2. Publication trends of EEG-based emotion recognition research in China, 2011~2024

图 2. 国内脑电情绪识别研究 2011~2024 年发文趋势图

3.2. 发文机构分析

发文机构分析是揭示学科发展核心力量的关键维度[7]。如表 2 所示，国内脑电情绪识别研究力量呈现显著的阶段性与离散性特征。杭州电子科技大学以 73 篇的发文量位居首位，成为当前领域的核心推动力；中国科学院、东南大学及相关重点实验室，构成了活跃产出的第二梯队。从机构属性看，高校占比达 70.00%，研究机构占 30.00%，如上海交通大学、华南理工大学等，多具有计算机、自动化或生物医学工程学科背景。其中，浙江省脑机协作智能重点实验室及教育部儿童发展与学习科学重点实验室的深度参与，凸显了该领域鲜明的工程技术导向与跨学科交叉属性。

Table 2. Top 10 Chinese institutions by publication frequency in EEG-based emotion recognition

表 2. 国内脑电情绪识别发文机构前十频率表

序号	科研机构	频率	年份
1	杭州电子科技大学	73	2016
2	中国科学院	55	2016

续表

3	东南大学	47	2015
4	浙江省脑机协作智能重点实验室	37	2020
5	上海交通大学	36	2015
6	天津大学	30	2015
7	天津工业大学	28	2019
8	华南理工大学	26	2018
9	中国科学技术大学	25	2017
10	教育部儿童发展与学习科学重点实验室	24	2015

注：研究数据检索自 CNKI 与 Scopus 数据库，经过去重、合并及人工筛选，共计获得文献 991 篇(939 篇 + 52 篇)。表中所列统计数据均基于全样本集，而非仅针对 CiteSpace 核心演化分析所选取的 155 篇核心文献。

3.3. 作者合作图谱分析

研究协作网络是衡量学科成熟度与知识流动效率的核心指标[8]。国内脑电情绪识别作者可视化图谱，如图 3 所示。CNKI 数据显示，该网络包含 165 个节点与 289 条连线，密度仅为 0.0214，拓扑特征呈现典型的“大分散、小聚类”态势。尽管已形成以王忠民、吕宝粮等学者为核心的若干独立团队，但协作多局限于机构内部聚类间缺乏关键桥接节点，导致学术壁垒较高，限制了国内资源的协同创新。Scopus 数据显示，作者合作网络规模较大，包含 262 个节点与 507 条连线，但网络密度稀释至 0.0148。该数值客观反映了国内脑电情绪识别领域在国际学术语境下合作结构的松散性。空间演化特征表明，尽管研究群体呈集群化分布，但整体连通性偏低，跨区域、跨国界的实质性学术协作仍有待加强。

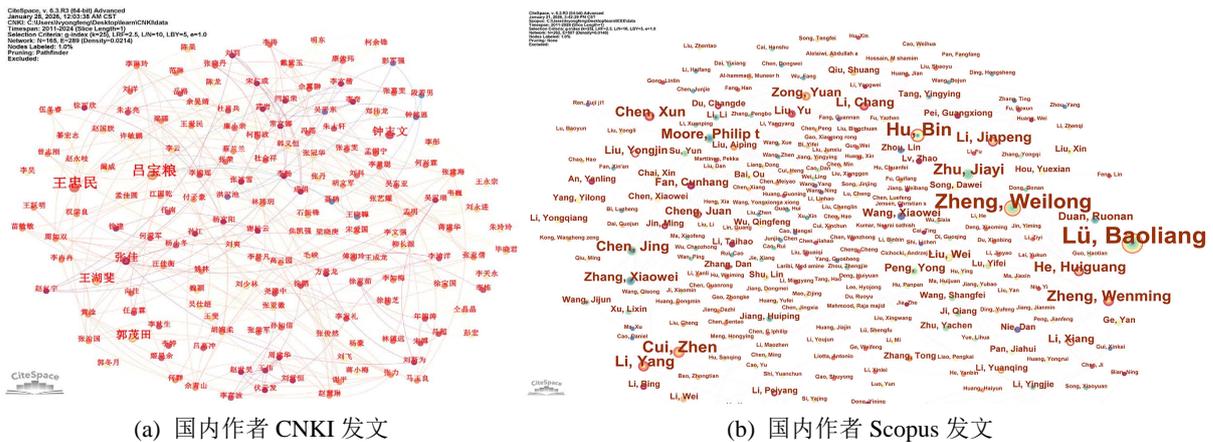


Figure 3. Visualization map of domestic authors in EEG-based emotion recognition
图 3. 国内脑电情绪识别作者可视化图谱

据表 3 统计，国内脑电情绪识别领域已形成较为稳定的核心作者群。依据普莱斯定律测算，核心作者的最低发文量阈值为 4.17 篇，而排名前十位的学者发文量均在 12 篇以上，显著高于判定标准[9]。其中，孔万增以 31 篇的发文量位居首位，研究规模最为突出；宋雨与彭勇紧随其后，共同构成了该领域的高产骨干力量。从学术演进历程来看，胡斌早在 2013 年即有规模化产出，属于国内该领域的先行探索者；随后的 2016 至 2019 年间，随着郑文明、孔万增及高强等学者的研究成果集中涌现，标志着国内脑电情绪识别研究进入了快速增长的繁荣期。

国内脑电情绪识别作者突现图谱，如图 4 所示。作者引用突现分析显示，郑伟龙(Zheng Weilong)突

现强度最高，学术影响力显著。陈勋(Chen Xun)、郑文明(Zheng Wenming)与李阳(Li Yang)的突现状态均持续至 2024 年，构成了当前该领域研究的前沿学术增长点。

Table 3. Publication volume of EEG-based emotion recognition in China
表 3. 国内脑电情绪识别发文数量表

序号	发文量	年份	作者
1	31	2019	孔万增
2	24	2019	宋雨
3	23	2016	彭勇
4	21	2013	胡斌
5	20	2019	高强
6	19	2017	郑文明
7	14	2017	潘家辉
8	13	2016	张建海
9	13	2020	陈勋
10	12	2018	吕钊

注：数据源于 CNKI 与 Scopus 数据库，经去重、合并及人工筛选后统计所得，且仅统计前十位。

综上所述，以孔万增、吕宝粮为代表的核心作者群虽已形成，但受协作网络密度及机构壁垒限制，国内学术影响力仍呈碎片化分布。由于规模效应尚未显现，跨团队的协同创新深度与合力亟待加强。

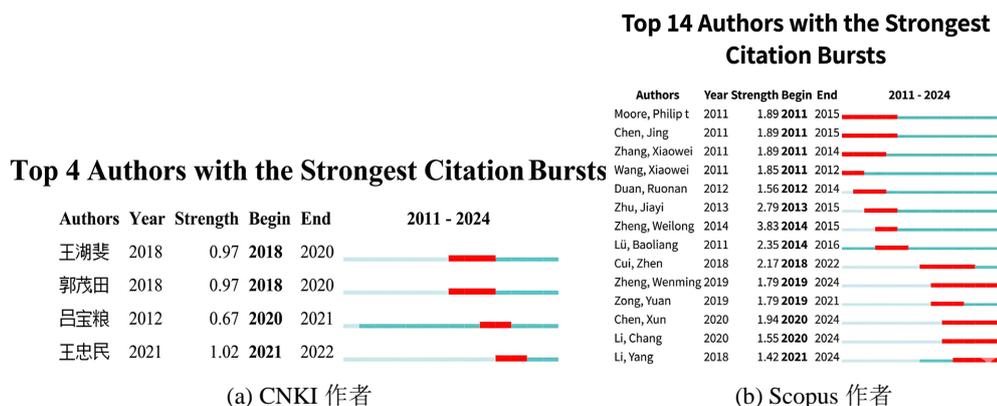


Figure 4. Author bursts in Chinese EEG-based emotion recognition research
图 4. 国内脑电情绪识别作者突现图谱

3.4. 关键词可视化

关键词共现分析是揭示学科知识架构与演化路径的核心手段，通过词间连线映射知识单元的内在逻辑关联[10][11]。本研究利用 CiteSpace 软件对 CNKI 与 Scopus 双数据库进行对比分析，将节点类型设为“Keyword”，采用 Pathfinder 算法裁剪网络，将阈值设为 0.00%；在剔除检索主题词后生成共现图谱。

分析结果显示，CNKI 网络包含节点 70 个，连线 84 条，密度为 0.0348；Scopus 网络包含节点 320 个，连线 856 条，密度为 0.0168。国内学者的国际发文规模及知识交互强度显著高于国内期刊，体现了该领域较强的国际化研究导向。在研究热点上，两者呈现出明显分化：国内期刊侧重于“特征提取”与

演进脉络清晰地展现出从早期的生物信号基础处理，向近年来的卷积神经网络及脑机接口协同应用的范式转移。未来研究将进一步聚焦于复杂环境下的鲁棒特征提取，并致力于推动情感计算系统在临床医疗、人机交互等实际场景中的落地转化[14]。

Table 4. Keyword frequency in Chinese EEG emotion recognition research

表 4. 国内脑电情绪识别研究关键词频次表

序号	出现频次(次)	中心度%	首次出现年份	关键词
1	84	0.05	2014	语音识别(Speech Recognition)
2	44	0.05	2012	生物信号处理(Biomedical Signal Processing)
3	37	0.20	2012	情绪(Emotion)
4	35	0.01	2019	被试(Human)
5	31	0.26	2012	特征提取(Feature Extraction)
6	29	0.11	2012	电生理学(Electrophysiology)
7	29	0.11	2018	脑电图(EEG)
8	27	0.04	2021	大脑(Brain)
9	24	0.01	2019	信息分类(Classification of information)
10	22	0.10	2021	卷积(Convolution)

注：数据源于 CNKI 与 Scopus 数据库，经去重、合并及人工筛选后统计所得。

Top 9 Keywords with the Strongest Citation Bursts Top 10 Keywords with the Strongest Citation Bursts

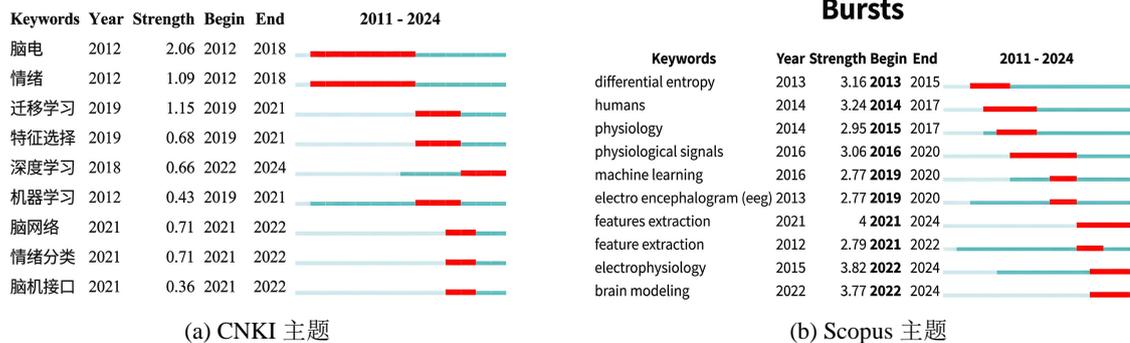


Figure 6. Keyword bursts in Chinese EEG-based emotion recognition research

图 6. 脑电情绪识别关键词突现图

关键词突现分析通过识别特定时段频率激增的节点，有效揭示了研究热点的动态变迁。本研究探测出 9 个显著突现词，其时序分布反映了国内脑电情绪识别领域重心的阶段性转移。

早期阶段(2012~2018 年)聚焦生理表征的确立。研究核心在于构建生理信号与情绪状态的关联基础。以微分熵(DE, 强度 3.16)为代表的特征提取技术在 2013 年率先突现，标志着领域重心由传统时频分析向更具神经生理意义的特征表征演进。

中期阶段(2019~2021 年)转向方法论转型。随着个体差异性挑战的凸显，迁移学习与域适应算法成为核心突现词。这一阶段旨在通过算法创新解决跨被试数据分布不一致问题，提升模型的泛化性能，实现了从通用模型向个体自适应模型的跨越。

近期(2022~2024 年)研究迈向深层神经建模。尽管“深度学习”在中文图谱中表现出爆发式增长，但

技术深层演进则体现为大脑建模(Brain Modeling, 强度 3.77)与脑网络的兴起。这预示着研究范式正突破通用的黑盒模型, 转向结合神经科学先验的图神经网络(Graph Neural Network, GNN)等拓扑表征技术。此外, 特征提取突现强度达到最高值, 反映了领域正向“特征工程与深度学习协同驱动”的精准建模路径回归。

3.5. 聚类与演变趋势分析

基于 CiteSpace 软件, 本研究采用 Pathfinder 寻径网络算法与对数似然比算法进行聚类分析。通过对关键词共现网络的深度挖掘, 统计结果显示两个维度的网络聚类质量均表现优异: CNKI 期刊聚类网络的模块度(Modularity, Q 值)为 0.7543, 平均轮廓(Silhouette, S 值)为 0.9402; Scopus 期刊聚类网络, 其 Q 值为 0.748, S 值为 0.8959。两组数据的 Q 值均显著大于 0.3 且 S 值大于 0.7, 证实了图谱的聚类结构具有高度的显著性与内部一致性。

如图 7 所示, 国内脑电情绪识别研究在宏观体系与微观技术层面展现出高度的结构化特征。CNKI 聚类显示, 国内研究形成了“#0 情感识别”“#1 脑电”“# EEG”及“#3 脑机接口”四个边界清晰的核心聚类群。这一拓扑结构反映出该领域已从单一的信号分析, 演化为涵盖理论机制、算法模型与工程应用的复合型研究体系。Scopus 聚类则进一步揭示了“#0 端到端区域非对称卷积神经网络(to-end regional-asymmetric convolutional neural network)”“#1 多模态生理情绪数据库(multi-modal physiological emotion database)”“#11 脑网络(brain network)”及“#13 脑连通性(brain connectivity)”等十余个高粒度细分聚类。

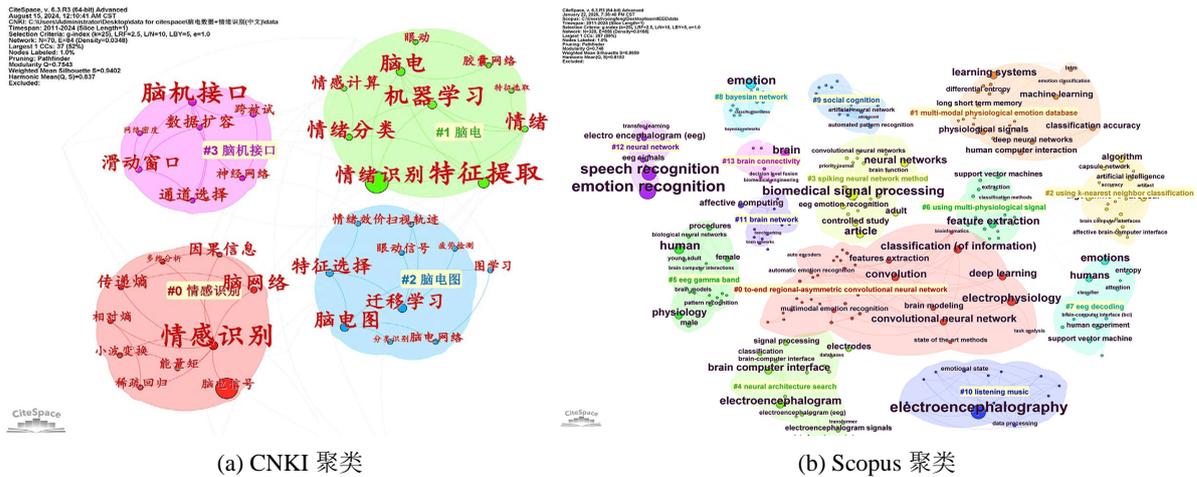


Figure 7. Keyword clustering map of EEG emotion recognition research in China
图 7. 国内脑电情绪识别研究关键词聚类图

如表 5 所示, CNKI 四大聚类呈现出“基础机理 - 核心算法 - 优化泛化 - 工程应用”的递进式逻辑关联。聚类“#0 情感识别”侧重利用小波变换与传递熵解析脑信号的非线性动力学机制[15]; 聚类“#1 脑电”通过机器学习与胶囊网络等深度架构, 推动研究由传统特征工程向自动化表征学习转型[16]; 聚类“#2 EEG”借助迁移学习与图学习提升跨被试泛化能力, 增强模型在复杂场景下的鲁棒性[17]; 聚类“#3 脑机接口”则通过优化滑动窗口与数据扩容技术解决实时性与小样本瓶颈, 加速研究向实用化系统的转化[18]。

如表 6 所示, Scopus 聚类展现出“多模态基础 - 深度架构演进 - 脑拓扑解析 - 自动化模型设计”的多元发展路径。聚类“#1 multi-modal”与“#6 multi-physiological signal”聚焦于多维度生理信号的融合,

通过整合微分熵等非线性特征,提升了情感识别系统对复杂生理状态的表征能力;聚类“#0”与“#3”体现了算法架构的生物启发式演进,从端到端的区域不对称卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)到脉冲神经网络(Spiking Neural Networks, SNN),致力于通过模拟大脑功能结构强化特征提取的深度与效率;聚类“#11 brain network”与“#13 brain connectivity”侧重于从神经动力学视角切入,利用图论与功能连接分析揭示情绪产生过程中的跨区域协同机制;聚类“#4 neural architecture search”则标志着研究重心向模型自动化优化的转型,结合 Transformer 与神经网络结构搜索(Neural Architecture Search, NAS)技术,显著提升了脑电解码模型的灵活性与系统自适应性。

Table 5. Metrics of keyword clustering for CNKI data

表 5. CNKI 关键词聚类指标信息表

聚类组号	聚类主题	关联主题词
#0	情感识别	情感识别、EEG、能量矩、稀疏回归、相对熵、小波变换、多维分析、因果信息、脑网络、传递熵
#1	脑电	机器学习、脑电、特征提取、眼动、胶囊网络、特征选取、情绪、情绪识别、情绪分类、情感计算
#2	EEG	EEG、迁移学习、分类识别、脑电网络、特征选择、情绪效价、扫视轨迹、疲劳检测、眼动信号、图学习
#3	脑机接口	脑机接口、滑动窗口、通道选择、神经网络、跨被试、数据扩容、网络密度

Table 6. Metrics of keyword clustering for Scopus data

表 6. Scopus 关键词聚类指标信息表

聚类组号	聚类主题	关联主题词
#0	to-end regional-asymmetric convolutional neural network	convolution, deep learning, feature extraction, Electrophysiology, brain modeling, multi-modal emotion recognition, automatic emotion recognition, state of the art methods, task analysis
#1	multi-modal physiological emotion database	learning systems, machine learning, differential entropy, long short term memory, physiological signals, human computer interaction, classification accuracy
#2	using k-nearest neighbor classification	algorithm, capsule network, artificial intelligence, accuracy, artifact, brain computer interfaces, affective brain-computer interface
#3	spiking neural network method	neural networks, convolutional neural networks, brain function, priority journal, biomedical signal processing, controlled study, article
#4	neural architecture search	electroencephalogram, brain-computer interface, signal processing, classification, electrodes, databases, transformer, electroencephalogram signals, interfaces (computer)
#5	EEG gamma band	human, young adult, female, male, brain computer interactions, physiology, brain models, pattern recognition
#6	using multi-physiological signal	feature extraction, extraction, classification methods, support vector machines, bio informatics
#7	EEG decoding	emotions, humans, classifier, attention, entropy, human experiment, support vector machine, brain-computer interface
#8	Bayesian network	emotion, classification rates, Bayesian networks
#9	social cognition	brain, brain function, artificial neural network, automated pattern recognition
#10	listening music	electroencephalography, emotional state, data processing
#11	brain network	brain network, bench marking, brain networks
#12	neural network	Electroencephalography, speech recognition, emotion recognition, EEG signals, transfer learning
#13	brain connectivity	brain, brain connectivity, decision level fusion, biomedical engineering

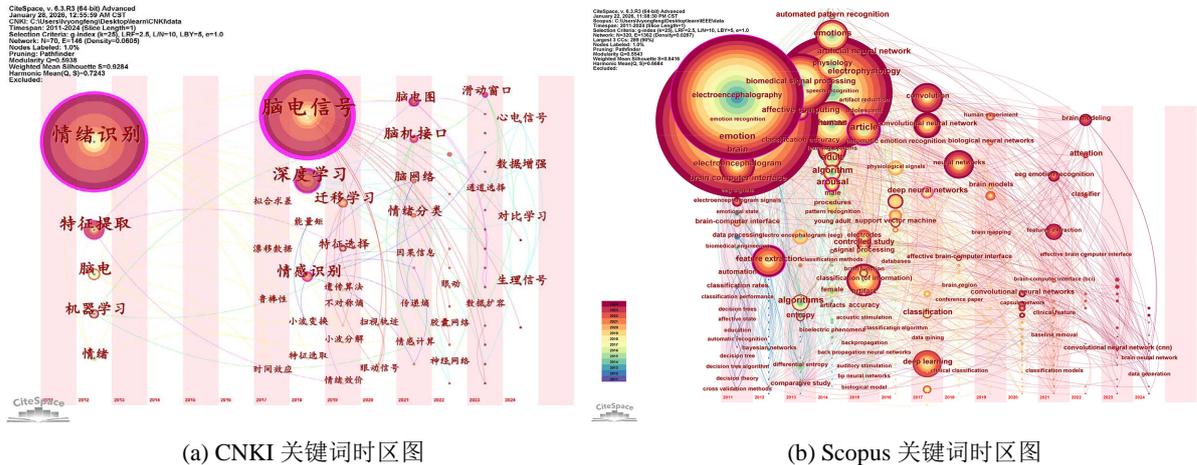


Figure 8. Keyword timezone view of EEG emotion recognition research in China
 图 8. 国内脑电情绪识别研究关键词时区图

国内脑电情绪识别关键词时区图，如图 8 所示。图谱显示，该领域呈现出特征工程由频域能量向网络连接深化、算法模型由平面映射向结构感知跨越的演进态势，勾勒出从“信号解析”迈向“机理模拟”的技术主线。分析揭示了一条清晰的“从信号解析到脑结构模拟”的技术进化主线：特征提取从基于线性理论的功率谱密度(Power Spectral Density, PSD)向刻画非线性动力学的微分熵(Differential Entropy, DE)转变；算法模型从强行将非欧几里得脑电数据映射为网格的 CNN，向尊重脑拓扑结构的图神经网络(Graph Neural Network, GNN)演进，并最终迈向能够捕捉全局上下文信息的 Transformer 与胶囊网络混合架构。

首先，EEG 特征工程经历了从线性能量度量到复杂网络拓扑的演进[19]。2011~2014 年(Scopus 聚类 #6、#7)，PSD 作为主导特征，确立了频段能量分析框架，但其线性属性难以捕捉大脑的非线性动力学特征。2014~2018 年，DE 在上海交通大学情感脑电数据集(SJTU Emotion EEG Dataset, SEED)及相关研究推动下得到广泛应用；DE 有效表征了 EEG 的非线性复杂性，其对数分布特性优化了深度神经网络的特征表达。2018~2022 年(聚类#13)，研究视角转向功能连接，相位锁定值(Phase Locking Value, PLV)通过量化脑区间相位同步，实现了从孤立通道到拓扑网络，即点到边的升维，为 GNN 的引入奠定了表征基础。

同时，EEG 情绪识别算法经历了从“平面空间映射”向“结构感知”的范式演进。2011 至 2014 年(聚类#6、#7)，研究以 PSD 等线性特征为基础，确立了频段能量分析的基准；随后，以深度信念网络(聚类#0)为代表的生成式模型开启了自动化特征学习范式。2016 至 2019 年，CNN 通过 2D 网格映射显著增强了空间特征提取能力，但其欧几里得空间假设导致了 EEG 拓扑结构的表征失真。2018 至 2023 年(聚类 #13、#4)，GNN 引发了非欧空间建模的革新，利用 PLV 或皮尔逊相关系数(Pearson Product-Moment Correlation Coefficient, PCC)构建脑功能连接图，深度捕获了脑区间的动态协同关系。2022 年至今(聚类#3、#4)，Transformer 与胶囊网络成为研究前沿，分别通过自注意力机制与动态路由实现了全局时序上下文建模与空间特征层级的有效保留。该演进轨迹表明，国内脑电情绪识别技术的逻辑已从单一模型堆砌转向对脑电信号时序、空间及拓扑属性的深度融合。

2011 至 2024 年间，国内脑电情绪识别研究实现了从平面映射到结构感知的转变。特征表达从单一标量发展为拓扑图及全时空序列；分析重点由线性功率谱转向非线性微分熵，并延伸至脑功能连接分析。算法架构从 CNN 的局部提取，演进为 GNN 的拓扑建模及 Transformer 的全局关联。此外，研究重心也从被试内建模转向跨被试的域适应。这种演变体现了国内研究者对脑电信号时序、空间与拓扑属性理解的深度整合。综上所述，国内脑电情绪识别已实现从人工特征工程向数据驱动及脑机理启发式建模的范式演进。未来研究重心应从单纯增加网络深度，转向构建契合大脑生物物理特性的计算模型。在此进程

中，以上海交通大学团队为代表的中国学者通过提出 DE 特征并发布 SEED 数据集，不仅确立了非线性特征的核心地位，更有效驱动了该领域从传统频域分析向深度情感计算的跨越。

4. 讨论

本研究利用 CiteSpace 软件，对 2011~2024 年间国内学者在 CNKI 与 Scopus 数据库发表的脑电情绪识别文献进行系统计量分析，旨在揭示该领域的演化路径与前沿趋势。研究发现：领域发展呈现明显的阶段性特征，历经萌芽期(2011~2016 年)与稳步增长期(2017~2020 年)后，于 2021 年进入快速扩张阶段，且 2024 年国际发文量达历史峰值 275 篇。科研力量分布方面，杭州电子科技大学及学者孔万增展现出显著的学术影响力。合作网络特征显示，CNKI (0.0214)与 Scopus (0.0148)的网络密度较低，呈现“大分散、小聚类”的结构，反映出跨机构间的深度协同仍有提升空间。热点演化方面，研究重点已由传统特征提取算法向深度学习 CNN 及多模态融合语音识别等方向演进。

基于计量分析，本研究得出如下结论：国内脑电情绪识别领域已实现从“特征工程驱动”向“深度学习建模”的范式演进，技术路径由基础信号解析向复杂脑机理模拟深化，并构建了“生理表征 - 算法驱动 - 应用导向”的完整研究体系。特征表征方面，研究重点由 PSD 向 DE 转移，并进一步拓展至基于 PLV 的脑网络功能连接分析。模型构建方面，识别架构由传统二维映射 CNN 转向兼顾拓扑结构的 GNN，并逐步向具备全局建模能力的 Transformer 架构演进。

2011 至 2024 年间，国内脑电情绪识别研究经历了从萌芽期到爆发期的显著演化，并在 2021 年后进入高质量发展的加速阶段。这一跃迁的核心驱动力在于深度学习范式的全面渗透与标准化数据集(如 SEED 数据集)的广泛应用。研究表明，相比传统的 PSD，DE 特征因具备更优的非线性表征能力及对深度神经网络的高适配性，已确立为该领域的关键特征指标。此外，开源工具链的成熟显著降低了算法部署门槛，加速了研究重点从单一信号解析向机理模拟及全局上下文建模的范式转换。在学术生态层面，国内研究协作网络呈现典型的“大分散、小聚类”态势，CNKI 与 Scopus 网络的密度分别仅为 0.0214 与 0.0148。这种格局揭示了高学科交叉门槛及机构壁垒限制下的协同创新深度不足，导致学术影响力呈碎片化分布，缺乏跨区域的桥接节点。技术层面，由于 EEG 信号固有的低信噪比及显著的个体差异，特征提取始终保持最高的中介中心性，构成连接底层原始数据与高层语义识别的长效核心瓶颈。

此外，国内外研究热点展现出明显的“异步性”：国内核心期刊目前仍侧重于传统算法优化与特征选择，而国际发文则率先引领了向多模态融合，如脑电与语音识别结合、深度模型及非欧空间拓扑建模 GNN 等的转型。这种差异化格局暗示，未来国内研究应突破单一模型堆叠，构建契合大脑生物特性的启发式计算模型，并推动其在临床与人机交互领域的转化应用[20]。

基金项目

北京印刷学院校级项目：数字化印刷装备北京市重点实验室建设项目(KYCPT202508)。

北京印刷学院校级项目：Ec202502。

参考文献

- [1] 施开波, 杨勇, 唐琳. 一种基于 SGC-Transformer 网络的脑电情绪识别实验[J]. 实验技术与管理, 2025, 42(8): 217-224.
- [2] 王忠民, 赵玉鹏, 郑榕林, 等. 脑电信号情绪识别研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2022, 16(4): 760-774.
- [3] 房好田. 基于深度学习的脑电情绪识别研究[D]: [硕士学位论文]. 曲阜: 曲阜师范大学, 2024.
- [4] Apicella, A., Arpaia, P., D'Errico, G., Marocco, D., Mastrati, G., Moccaldi, N., *et al.* (2024) Toward Cross-Subject and Cross-Session Generalization in EEG-Based Emotion Recognition: Systematic Review, Taxonomy, and Methods.

- Neurocomputing*, **604**, Article ID: 128354. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2024.128354>
- [5] 陈悦, 陈超美, 刘则渊, 等. CiteSpace 知识图谱的方法论功能[J]. 科学学研究, 2015, 33(2): 242-253.
- [6] 王海旭. 脑电情绪识别研究现状及展望[J]. 中国医疗设备, 2024, 39(1): 161-165.
- [7] 张家铭, 刘丹阳, 钟冬灵, 等. 基于 CiteSpace 的脑电图诊断抑郁症可视化分析的特异性研究[J]. 生物医学工程学杂志, 2021, 38(5): 919-931.
- [8] Yang, M., Zhang, H., Liu, W., Yong, K., Xu, J., Luo, Y., *et al.* (2023) Knowledge Graph Analysis and Visualization of Artificial Intelligence Applied in Electrocardiogram. *Frontiers in Physiology*, **14**, Article No. 15. <https://doi.org/10.3389/fphys.2023.1118360>
- [9] 宋功琼, 肖军杰, 杜宇阳. 基于 CiteSpace 的制造执行系统研究进展及趋势分析[J]. 北京: 北京印刷学院学报, 2025, 33(12): 45-55.
- [10] Chen, C., Hu, Z., Liu, S. and Tseng, H. (2012) Emerging Trends in Regenerative Medicine: A Scientometric Analysis in *citespace*. *Expert Opinion on Biological Therapy*, **12**, 593-608. <https://doi.org/10.1517/14712598.2012.674507>
- [11] 林素青, 罗定南, 张书华. 推荐算法研究进展及知识图谱可视化分析[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(21): 1-17.
- [12] 揭丽琳, 刘勇, 王铭勋, 等. 基于改进 TCNN 算法的脑电动态连续情绪识别研究[J]. 电子学报, 2025, 53(4): 1347-1360.
- [13] 韩凌, 李栋, 王增霖, 等. 基于人脸表情与脑电信号的情绪识别系统[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(10): 190-195.
- [14] 杨文阳, 徐可欣. 联合虚拟现实环境和脑电信号的情绪识别研究进展[J]. 生物医学工程学杂志, 2024, 41(2): 389-397.
- [15] Gao, Y., Wang, X., Potter, T., Zhang, J. and Zhang, Y. (2020) Single-Trial EEG Emotion Recognition Using Granger Causality/Transfer Entropy Analysis. *Journal of Neuroscience Methods*, **346**, Article ID: 108904. <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2020.108904>
- [16] 陈继鑫, 朱艳萍, 万发雨, 等. 混合注意力机制下胶囊网络的脑电情绪识别方法[J]. 南京信息工程大学学报, 2025, 17(5): 703-714.
- [17] 赵海, 王相, 施瀚, 等. 一种应用于脑电情感识别的迁移学习框架[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2023, 44(7): 913-921.
- [18] 钟志文, 陈茂洲. 基于 Otsu 的 EEG 通道选择情绪识别研究[J]. 现代电子技术, 2023, 46(17): 39-42.
- [19] 乔迎晓. 基于多维特征图和深度学习的脑电信号情绪识别方法研究[D]: [硕士学位论文]. 曲阜: 曲阜师范大学, 2025.
- [20] 翟雪松, 许家奇, 陈鑫源, 等. 文本呈现方式对视觉舒适度的影响——基于人工智能与脑电协同的分析[J]. 开放教育研究, 2023, 29(1): 70-80.