DOI：10.13245/j.hust.260260

基于时空门控图卷积的脑纹识别算法

王　勇[1]　方　芳[1]　胡炫烨[2]　陈晓鹂[1]
(1．中国地质大学（武汉）机械与电子信息学院，湖北 武汉 430074；2．武汉衷华脑机融合科技发展有限公司，湖北 武汉 430070)

摘要　针对传统卷积神经网络对脑电通道拓扑与空间依赖建模不足、现有方法依赖多通道和长时段信号的问题，本文提出一种基于时空门控图卷积的脑纹识别算法。首先，将多通道脑电信号建模为图结构，以各通道为图节点，刻画脑电非欧式拓扑特征；其次，在图卷积中引入门控循环单元递归更新节点特征，自适应融合通道间空间关联；然后，将更新后的图特征序列输入长短期记忆网络，捕捉脑电特征的时序演化与长期依赖；最后，引入高效通道注意力机制，突出对身份判别贡献较大的关键通道信息。在PhysioNet和DEAP数据集上的验证结果表明，所提模型性能优于多数现有方法，验证了其在低通道、短时间段脑电信号条件下的有效性与优越性。

关键词　脑电信号；生物识别；图卷积；时空特征建模；注意力机制
中图分类号　TP391;R318　　**文献标志码**　　**文章编号**　1671-4512(XXXX)XX-0001-08

Brainprint recognition based on spatiotemporal gated graph convolution

WANG Yong[1]　*FANG Fang*[1]　*HU Xuanye*[2]　*CHEN Xiaoli*[1]
(1．School of Mechanical Engineering and Electronic Information，China University of Geosciences (Wuhan)，Wuhan 430074，China；2．Wuhan Neuracom Technology Development Co.，Ltd.，Wuhan 430070，China)

Abstract　Aiming at the problems that traditional convolutional neural networks are insufficient in modeling the topological and spatial dependencies of electroencephalogram (EEG) channels, and that existing methods rely on multi-channel and long-duration signals, a brainprint recognition algorithm based on spatio-temporal gated graph convolution is proposed in this paper. First, multi-channel EEG signals are modeled as a graph structure, with each channel regarded as a graph node, characterizing the non-Euclidean topological features of EEG. Second, gated recurrent units are introduced into the graph convolution process to recursively update node features, achieving adaptive fusion of spatial correlation features among channels. Then, the graph feature sequences updated by gated graph convolution are input into a long short-term memory network to capture the temporal evolution and long-term dependencies of EEG features. Finally, an efficient channel attention mechanism is introduced to highlight key channel information that contributes greatly to identity discrimination. The proposed method was verified on the PhysioNet and DEAP datasets. The results show that the performance of the proposed model is superior to that of most existing methods, which verifies its effectiveness and superiority under the conditions of low-channel and short-duration EEG signals.

Key words　eeg signals；biometrics；graph convolution；spatio-temporal feature modeling；attention mechanism

近年来，基于脑电的身份识别因其在非侵入式生物识别中的潜力受到广泛关注。脑电信号承载个体独有的神经活动模式，难以伪造，但其时变特性也给特征提取与准确识别带来了挑战。传统机器学习脑电身份识别算法，如k近邻、朴素贝叶斯和支持向量机等[1]，虽可刻画脑电局部特性，但依赖人工特征提取，难以挖掘深层判别信息，模型泛化能力与跨场景性能受限。

收稿日期　2026-06-02.
作者简介　王　勇(1980-)，男，教授，E-mail：wy112708@163.com.
基金项目　国家自然科学基金资助项目(61973283)．

深度学习算法可自动挖掘脑电数据的非线性关联与层次化特征，避免了人工特征提取。卷积神经网络（CNN）依托局部感受野与权值共享提取脑电空间特征，被广泛应用于脑纹识别。文献[2]利用卷积表征脑电时空相关性，改善识别性能。文献[3]结合CNN与时空滤波实现端到端识别。针对脑电强时序特性，长短期记忆网络（LSTM）、门控循环单元（GRU）等循环神经网络也常用于脑纹识别。文献[4]构建CNN-GRU与CNN-LSTM模型联合提取脑电时空特征，但该类方法难以刻画通道间复杂拓扑关系。Transformer依托自注意力捕捉长程时序依赖，在多项脑电任务表现良好[5]，但其参数量大、对训练数据要求高，在短时窗脑电场景下增益有限。

图卷积神经网络（GCN）可实现图结构数据的特征传播与聚合，建模脑电通道间的空间拓扑关系，弥补传统卷积难以处理非欧式空间数据的缺陷。文献[6]基于协方差构建脑网络，结合GCN开展脑电分类；文献[7]将多频带特征输入GCN模型完成识别。然而现有GCN方法多采用静态图结构，无法表征脑电通道连接的动态特性，同时时序建模简单，难以实现空间拓扑与时域动态特征的联合学习。

针对上述问题，本研究面向低通道、短时窗脑电信号，提出时空门控图卷积脑纹识别算法，耦合脑电的空间拓扑与时域动态特征，实现空间、时序与通道特征的协同学习。在PhysioNet与DEAP数据集上的实验结果表明，该算法能够在少通道、短时窗条件下取得较高识别精度。

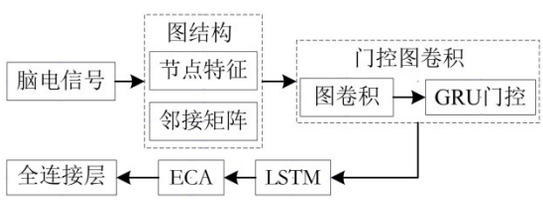


图1　算法整体框架

1　算法实现

本研究提出的时空门控图卷积网络整体结构如图1所示。将各脑电通道作为图节点，基于皮尔逊相关系数计算节点邻接关系以表征通道功能连接，构建脑电图。通过门控图神经网络（GGNN）[8]完成单时间片空间特征编码，该模块依托GRU门控机制融合邻域与节点历史特征，捕捉复杂拓扑下的空间依赖。GGNN输出的节点嵌入表示送入LSTM，学习跨时间步的时序特征；再引入高效通道注意力（ECA）[9]对通道特征自适应加权，强化判别信息并抑制冗余特征。最后将融合后的时空特征输入全连接层，实现脑电信号分类。

1.1　脑电图结构

为刻画脑电信号的空间拓扑与频域统计特征，本研究将多通道脑电信号构建为图结构，脑电通道作为图节点，通道间功能连接作为图的边。图结构模型由节点特征和邻接矩阵组成。

（1）节点特征

脑电频谱随脑功能状态变化明显，单一时域或频域特征难以完整表征信号特性。本研究将脑电信号分解为θ(4-8 Hz)、α(8-13 Hz)、β(13-30 Hz)和γ(30-45 Hz)四个频带并分带提取特征。方差可表征频段内信号能量分布，不同脑状态下各频带能量差异显著，故选取方差作为各频带能量的特征。设输入脑电信号$\boldsymbol{x}_0\in\mathbb{R}^{C\times T}$，$C$为通道数，$T$为采样点数；$x_i(t)$为$\boldsymbol{x}_0$第$i$通道$t$时刻采样点，第$i$通道的方差为：

$$V_i=\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}(x_i(t)-\mu_i)^2 \tag{1}$$

其中μ_i为该通道在时长T内的信号均值。

方差特征仅能反映信号能量信息，难以表征脑电统计分布的复杂性，本研究引入微分熵作为补充特征。假设带通滤波后的脑电信号在短时窗内近似服从高斯分布，则第i个通道的微分熵定义为：

$$D_i=\frac{1}{2}\ln(2\pi eV_i) \tag{2}$$

微分熵从信息论角度刻画脑电信号的随机性与复杂度，在保留能量信息的同时扩充统计维度。在四个频带内分别提取方差与微分熵，按频带顺序拼接两类特征，得到节点特征矩阵$\boldsymbol{x}\in\mathbb{R}^{C\times 8}$。

（2）邻接矩阵

脑电信号除单通道局部特征外，还蕴含丰富的跨脑区协同信息。为表征通道间的空间依赖关系，本研究采用皮尔逊相关系数（PCC）构建邻接矩阵以建模功能连接，该指标能够刻画通道间的线性相关性，计算开销小且构建过程稳定。设第i个和第j个通道脑电信号分别为$x_i(t)$和$x_j(t)$，其计算公式为：

$$\rho_{ij}=\frac{\sum_{t=1}^{T}(x_i(t)-\mu_i)(x_j(t)-\mu_j)}{\sqrt{\sum_{t=1}^{T}(x_i(t)-\mu_i)^2}\sqrt{\sum_{t=1}^{T}(x_j(t)-\mu_j)^2}} \tag{3}$$

其中μ_i和μ_j分别为两通道信号均值。由于关注的是功能连接强度而非相关方向，对相关系数取绝对值，消除符号对图建模的干扰。为抑制弱功能连接

引入的噪声并剔除冗余边，采用阈值法对邻接矩阵稀疏化，当相关系数大于阈值τ保留其绝对值，否则置0。

1.2 门控图卷积

不同于传统GCN的固定邻域聚合，GGNN在图消息传递中引入GRU门控机制，节点结合邻域信息与自身历史状态自适应更新特征。脑电不同脑区间交互强度差异大，静态加权聚合易引入无关信息并造成特征过平滑，该门控机制可筛选判别性空间信息，动态建模通道间复杂空间依赖。

门控图卷积先将节点原始特征映射至同一隐藏空间。设第i个节点输入特征为$\boldsymbol{x}_i\in\mathbb{R}^{F\text{in}}$，$0<i\leqslant C$，输入及隐藏特征维度分别为$F_{\text{in}}$与$F_{\text{out}}$；若$F_{\text{in}}<F_{\text{out}}$，沿特征维度零填充得到节点初始隐藏状态。随后在图上执行邻域消息传递与特征聚合。邻居j的隐藏状态$\boldsymbol{h}_j^{(l-1)}$经线性变换后递至节点i并聚合：

$$\mathbf{m}_i^{(l)}=\sum_{j\in N(i)}e_{j,i}\boldsymbol{\theta}^{(l-1)}\mathbf{h}_j^{(l-1)} \tag{4}$$

其中$N(i)$为节点i的邻居集合；边权重$e_{j,i}$取皮尔逊相关系数绝对值，无连接时置0；$\boldsymbol{\theta}^{(l-1)}\in\mathrm{R}^{F_{\text{out}}\times F_{\text{out}}}$为第$l$-1层可学习权重矩阵。

完成邻居信息聚合后，借助GRU单元更新节点状态。本层聚合消息与上一层节点状态联合计算，通过门控结构融合信息，得到新的节点表征：

$$\boldsymbol{h}_i^l=\mathrm{GRU}\left(\boldsymbol{m}_i^l,\boldsymbol{h}_i^{(l-1)}\right) \tag{5}$$

其中$\boldsymbol{h}_i^{(l-1)}$为节点i在第l–1层的隐藏状态，$\boldsymbol{m}_i^l$为第l层聚合得到的邻域消息。GRU设置更新门与重置门，自适应调控邻域新消息与历史状态的融合权重，缓解深层图网络存在的梯度消失与特征过平滑问题。

1.3 时间特征提取

门控图卷积模块用于学习单时间片内脑电通道的空间拓扑关系，输出融合邻域依赖的图嵌入表示，具备空间感知能力。脑电活动具备连续动态特性，相邻时间片存在时序依赖，仅依靠GGNN难以刻画空间特征随时间的演化。为此将GGNN输出的图嵌入序列送入LSTM，其不再学习原始脑电信号，而是基于提取的空间拓扑特征挖掘长期时序依赖，实现时空层次化协同学习。GGNN与LSTM并非简单串联，而是在特征层面递进协同建模。图2展示该时空建模框架。门控图卷积负责提取单时间片空间拓扑特征，层数设为1；LSTM对多时间片特征序列建模以捕捉时序依赖，层数设为1，隐藏状态维度为d。$\boldsymbol{P}_0$表示LSTM初始隐藏状态，$\boldsymbol{P}_1$, $\boldsymbol{P}_2$..., $\boldsymbol{P}_T$依次表示第1至第T个时间片的隐藏状态。

为引入时间维度，将式(5)得到的第t个时间片节点i空间嵌入特征记为$\boldsymbol{h}_i^{(t)}\in\mathrm{R}^{C\times F_{\text{out}}}$。该时间片全部节点的特征构成集合$\boldsymbol{g}_t=\{\boldsymbol{h}_1^{(t)},\boldsymbol{h}_2^{(t)},...,\boldsymbol{h}_C^{(t)}\}$。沿时间维度，门控图卷积在连续时间片上的输出形成特征序列$\{\boldsymbol{g}_1,\boldsymbol{g}_2,...,\boldsymbol{g}_t\}$，送入LSTM以刻画脑电通道特征随时间的动态变化。LSTM依靠输入门、遗忘门与输出门调控时序信息流，融合历史脑电状态与当前空间特征完成状态更新，输出数据$\boldsymbol{P}_t\in\mathbb{R}^{C\times d}$。

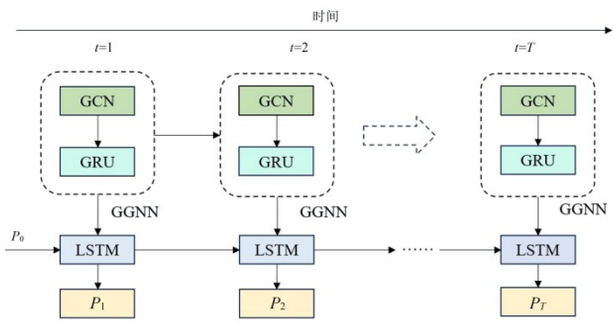


图2 门控图卷积-LSTM时空建模结构

1.4 高效通道注意力机制

脑电分析中各通道对应脑区电极，不同脑区对身份识别任务的贡献并不均等。通道注意力机制可建模特征通道间的重要性差异，实现特征自适应重标定，增强关键通道信息表达。在门控图卷积与LSTM完成时空特征提取后引入通道注意力，于高层语义空间重新分配脑区特征，强化判别性脑区响应并抑制冗余通道干扰，提升特征表征质量。

ECA在不使用通道降维和全连接层的条件下，依靠局部跨通道交互挖掘通道依赖，自适应突出重要通道。该模块包含全局平均池化、自适应一维卷积与通道权重重标定。首先对LSTM输出特征$\boldsymbol{P}_t$做维度变换至$\mathbb{R}^{C\times1\times d}$，经空间维度全局平均池化得到各通道全局统计量$\boldsymbol{z}$。随后通过一维卷积对通道向量做局部建模，捕获相邻通道之间的相关性：

$$\boldsymbol{s}=\sigma\left(\mathrm{Conv1D}_k(\boldsymbol{z})\right) \tag{6}$$

其中$\boldsymbol{s}\in\mathbb{R}^{1\times1\times C}$为通道注意力权重向量，$\sigma(\cdot)$为Sigmoid激活函数，$\mathrm{Conv1D}_k(\boldsymbol{z})$表示卷积核尺寸为$k$的一维卷积。$k$依据通道数$C$自适应确定，即取$\log_2C/\gamma+b$最邻近的奇数，$\gamma$和$b$为超参数。最后将通道权重与原始特征逐通道加权完成特征重标定，输出特征维度为$\mathbb{R}^{C\times1\times d}$，再送入全连接层完成分类。

2 实验简介

2.1 数据集

目前，脑电领域尚无专门针对脑纹识别的数据集，现有研究大多采用运动想象和情绪相关数据集

开展实验。PhysioNet运动想象数据集[10]和DEAP情感数据集[11]受试者规模较大，适合脑纹识别研究，因此本研究选取这两个数据集验证所提方法的有效性，实验前对两个数据集均进行4～45 Hz带通滤波与归一化预处理。

2.2　模型参数与训练设置

门控图卷积输入节点特征维度F_{in}=8，隐藏特征维度F_{out}=64；LSTM隐藏状态维度d=64，初始化为全零向量；ECA超参数取γ=2、b=1。原始脑电信号经无重叠固定时间窗切分得到样本，按按8:1:1随机划分为训练、验证与测试集。训练共100轮，损失函数为交叉熵，优化器选用Adam，初始学习率0.001，批次大小32。实验采用学习率调度策略，验证集损失连续10轮不降时，学习率衰减为原值0.1，加速模型收敛。实验评估指标选取准确率与等错误率。所有结果均为50次重复实验得到的平均值。

3　实验结果与讨论

3.1　参数选择与评估

实验采用相位锁定值（PLV）、相位滞后指数（PLI）与皮尔逊相关系数（PCC）构建邻接矩阵，在多组数据集测试以验证邻接矩阵构建方式对算法性能的影响。PhysioNet-MI为运动想象数据，采用1 s、64通道；PhysioNet-EO与PhysioNet-EC为静息态睁眼、闭眼数据，均采用2 s、64通道；DEAP数据集采用10 s、32通道数据。如表1所示，基于PCC构建的邻接矩阵性能最优，后续选用PCC构建脑功能网络以获取判别性更强的特征。

表1　不同邻接矩阵构建方式下的平均准确率(%)

数据集	相位锁定值	相位滞后指数	皮尔逊相关系数
PhysioNet-MI	96.55	97.67	99.98
PhysioNet-EO	95.22	98.22	99.72
PhysioNet-EC	94.33	98.35	99.38
DEAP	97.00	98.50	100.00

邻接矩阵稀疏化阈值τ会直接影响图结构连接密度与图卷积的信息传播范围。为探究τ对模型性能的影响，采用前述数据集开展实验，在$\tau\in$[0.1, 0.7]范围内以0.1为步长进行测试。由图3可见，模型在τ=0.3时分类性能最优。τ取值偏小会保留大量弱相关连接，平均准确率较最优结果下降约2%；τ取值偏大则造成图结构过度稀疏，丢失部分具备判别性的脑区连接，模型性能明显降低。

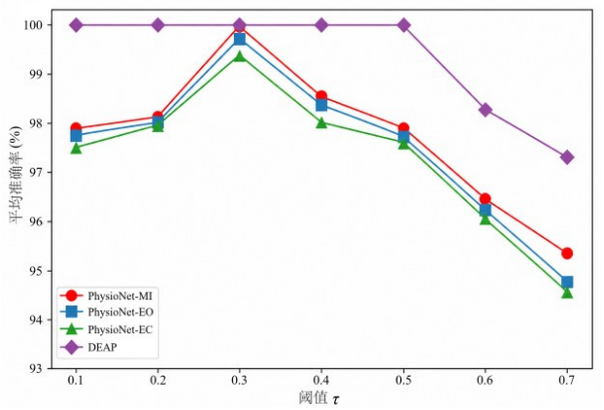


图3　不同阈值τ的实验结果

实验以PhysioNet-MI数据集为对象，系统评估信号时长与通道数量对分类准确率的影响。如表2所示，信号时长对模型性能具有显著影响，4 s时长的平均准确率整体优于1 s时长；在各时长条件下，准确率均随通道数增加而上升；所提方法在短时输入与低通道配置下，依旧能够维持优异的识别性能。

表2　PhysioNet-MI不同参数下的测试结果

时长	通道数	准确率±标准差(%)	时长	通道数	准确率±标准差(%)
4 s	3	91.01±1.27	1 s	3	72.15±2.01
	4	94.21±1.15		4	79.22±1.79
	8	98.98±0.33		8	95.10±1.32
	15	99.45±0.16		15	99.18±0.63
	16	99.79±0.14		16	99.22±0.57
	19	99.92±0.11		19	99.31±0.30
	32	100.00±0.00		32	99.67±0.18
	64	100.00±0.00		64	99.98±0.06

表3展示了PhysioNet静息状态数据和DEAP数据集在不同时长与通道配置下的测试结果，其中N_p表示参数量。可以看出，DEAP数据集仅使用5通道即可实现100.00%的识别准确率；PhysioNet静息状态数据在2 s、3通道条件下准确率超过90%，且等错误率保持在较低水平。该结果进一步验证所提方法在低通道、短时输入下具备优异分类性能。

3.2　消融实验

为评估各模块对模型性能的贡献，在前述数据集开展消融实验。其中PhysioNet-MI采用4 s、8通道数据，PhysioNet-EO与PhysioNet-EC采用2 s、8通道数据，DEAP采用10 s、5通道数据。为保证对比公平并排除网络层数带来的干扰，基线模型选用单层GCN，与GGNN的图卷积层数保持一致。

如表4所示，基线GCN在静息态数据集上性

表3 不同参数下各数据集的测试结果

数据集	时长	通道数	准确率±标准差(%)	等错误率±标准差(%)	$N_p/10^6$
PhysioNet-EO	2 s	3	91.25±2.17	0.171±0.086	0.37
		8	97.25±1.35	0.012±0.009	0.50
		16	98.89±0.69	0.002±0.007	0.93
		64	99.72±0.11	0.000±0.001	8.96
PhysioNet-EC	2 s	3	90.89±2.16	0.132±0.065	0.37
		8	97.63±1.43	0.010±0.009	0.50
		16	98.31±0.72	0.002±0.006	0.93
		64	99.38±0.18	0.000±0.001	8.96
DEAP	10 s	5	100.00±0.00	0.000±0.000	0.40
		32	100.00±0.00	0.000±0.000	2.48

能偏低，表明仅依靠图卷积难以充分建模复杂的脑电身份特征。引入LSTM构建时空联合模型GCN+LSTM，4个数据集准确率相比基线分别提升16.47%、18.16%、17.97%和3.20%，可见LSTM可有效捕捉长时序依赖，增强模型判别能力；但该方案性能仍弱于GGNN+LSTM，说明仅强化时序建模无法充分表征脑电复杂空间拓扑，GGNN的门控机制可更好建模通道间信息交互，强化空间特征表达。在此基础上引入通道注意力，模型在全部数据集上取得最优结果，证明ECA能够自适应分配通道权重，强化关键脑电通道特征，进一步提升模型性能与泛化能力。

表4 消融实验平均准确率的比较(%)

模型	准确率			
	PhysioNet-MI	PhysioNet-EO	PhysioNet-EC	DEAP
GCN	77.65	70.21	70.11	94.32
GGNN	82.35	76.91	76.39	96.29
GCN+LSTM	94.12	88.37	88.08	97.52
GGNN+LSTM	97.89	96.52	96.81	99.03
GGNN+LSTM+ECA	98.98	97.25	97.63	100.00

3.3 算法比较

为验证所提方法的有效性，在公共数据集上将其与主流脑电身份识别算法开展对比。如表5所示，在PhysioNet-MI数据集上，所提方法综合性能优于各类现有算法。相较文献[12]，所提方法在同等通道配置下的准确率更高；文献[13]的模型仅在16通道下精度略高，所提方法在64通道配置下效果更好，同时参数量更小、等错误率更低。文献[14]需依托更多通道数完成识别，所提方法在少通道场景下性能更突出。文献[15]需采用2 s片段完成识别，所提方法仅需1 s短时信号即可取得更优效果，实时性更强。文献[16]在对应实验配置下的识别精度明显低于所提方法。此外，文献[17]、[18]的轻量化模型虽参数量较小，但识别性能偏弱；文献[19]、[20]深度学习模型参数量更高，且在64通道配置下的分类准确率均低于所提方法。

表5 PhysioNet-MI数据集的结果比较(“—”表示已有算法无此配置下的实验数据)

方法	时长	通道数	准确率(%)	等错误率(%)	$N_p/10^6$
COH_CNN[12]	1 s	15	97.74	—	—
		19	98.22	—	—
CNN-LSTM[13]	1 s	16	99.58	0.410	505.28
		64	99.58	0.410	—
BGWO-SVM[14]	1 s	23	94.13	—	—
PCA+SVM[15]	2 s	64	99.91	—	—
DNN[16]	4 s	64	97.81	—	—
GCT-EEGNet[17]	1 s	32	98.90	0.004	0.17
VEEGNet+LTAE[18]	1 s	16	98.63	0.001	0.29
ResNet18[19]	1 s	64	99.59	—	11.25
EPI-CGAN[20]	1 s	64	99.02	—	—
所提方法	1 s	15	99.18	0.001	0.91
		16	99.22	0.000	0.93
		19	99.31	0.000	1.02
		32	99.67	0.000	2.50
		64	99.98	0.000	8.96

表6对比了所提方法与已有算法在PhysioNet静息态数据集上的分类性能。在信号时长方面，文献[21]、[22]方法在64通道条件下可获得较好性能，但依赖更长脑电片段；所提方法仅采用2 s短时信号，更贴合实际应用需求。在通道鲁棒性方面，文献[23]、[24]的性能会随通道数减少而明显衰减，而所提方法在低通道配置下仍可维持较高识别精度；在相同通道配置下，文献[6]、[7]、[18]、[25]-[27]的整体识别效果仍均不及所提方法，且文献[27]参数量更大。在等错误率指标上，文献[28]-[30]的等错误率高于所提方法。

表7对比了所提方法与其他算法在DEAP数据集上的分类性能。文献[8]不在各通道配置下的识别精度均低于所提方法；文献[18]在5通道配置下的识别效果略低于所提方法；文献[20]的识别精度依赖更长的信号片段；文献[31]可采用短时信号，但依赖32通道数据，而所提方法仅使用5通道即可获得更优性能。

表6　PhysioNet静息态数据集的结果比较

方法	时长	通道数	PhysioNet-EO		PhysioNet-EC		$N_p/10^6$
			准确率(%)	等错误率(%)	准确率(%)	等错误率(%)	
COV+GCN[6]	1 s	64	99.71	—	99.26	—	—
MSGCN[7]	1 s	64	98.05	—	92.37	—	—
VEEGNet+LTAE[18]	2 s	16	98.70	0.002	97.53	0.005	0.30
		64	99.45	0.000	99.01	0.000	0.33
CNN-LSTM[21]	4 s	64	95.00	—	95.33	—	—
	8 s		96.20	—	97.00	—	—
	12 s		98.00	—	99.95	—	—
	16 s		92.50	—	93.20	—	—
Autoencoder-CNN[22]	8 s	64	99.45	—	99.89	—	—
COR+GCN[23]	1 s	16	53.41	—	—	—	—
		40	97.13	—	—	—	—
		64	98.56	—	—	—	—
PLV+Gamma[24]	4 s	21	96.00	—	—	—	—
		56	99.40	—	—	—	—
FDF+SVM_RBF[25]	10 s	64	97.22	—	—	—	—
RF[26]	2 s	64	98.16	—	97.30	—	—
ESTformer[27]	10 s	64	94.61	—	—	—	33.7
连通性网络[28]	12 s	64	96.90	4.400	92.60	6.500	—
CNN+数据增强[29]	12 s	64	—	—	—	0.190	300.82
MCL+马氏距离分类器[30]	10 s	64	99.40	6.330	98.80	10.500	—
所提方法	2 s	3	91.25	0.171	90.89	0.137	0.37
		8	97.25	0.012	97.63	0.010	0.50
		16	98.89	0.002	98.31	0.002	0.93
		64	99.72	0.000	99.38	0.000	8.96

表7　DEAP数据集的结果比较

方法	时长	通道数	准确率(%)	$N_p/10^6$
CNN-GRU[8]	10 s	5	99.17	1.89
		32	99.90	—
VEEGNet+LTAE[18]	10 s	5	99.98	0.28
		32	100.00	0.29
EPI-CGAN[20]	12 s	32	99.88	—
MLP[31]	1 s	32	95.00	—
	3 s	32	99.00	—
所提方法	10 s	5	100.00	0.40
		32	100.00	2.48

4　结论

本研究提出一种基于时空门控图卷积的脑纹识别网络。该模型参数量低，能够利用短时信号片段与少通道数据实现脑纹识别。多组公开数据集实验结果表明，该方法分类性能优于现有对比算法。后续将进一步优化模型结构，引入动态邻接矩阵模块，在各时间片独立计算功能连接并完成图卷积；同时探究图注意力机制，使模型自适应聚焦具有强判别性的脑区间关联特征。

参　考　文　献

[1] PALANIAPPAN R, MANDIC D P. Biometrics from brain electrical activity: a machine learning approach[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(4): 738-742.

[2] ALSUMARI W, HUSSAIN M, ALSHEHRI L, et al. EEG-based person identification and authentication using deep convolutional neural network[J]. Axioms, 2023, 12(1), 74.

[3] CHEN J X, MAO Z J, YAO W X, et al. EEG-based biometric identification with convolutional neural network [J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79(15): 10655- 10675.

[4] WILAIPRASITPORN T, DITTHAPRON A, MATCHAPARN K, et al. Affective EEG-based person identification using the deep learning approach[J]. IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems, 2020, 12(3): 486-496.

[5] LI Q, CAO W, ZHANG A Y. Multi-stream feature fusion of vision transformer and CNN for precise epileptic seizure detection from EEG signals[J]. Journal of Translational Medicine, 2025, 23(1), 871.

[6] BEHROUZI T, HATZINAKOS D. Understanding power of graph convolutional neural network on discriminating human EEG signal[C]// Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering. Canada, IEEE, 2021: 1-7.

[7] TIAN W L, LI M, HU D W. Multi-band functional connectivity features fusion using multi-stream GCN for EEG biometric identification[C]// Proc of International Conference on Autonomous Unmanned Systems. Singapore, Springer, 2023: 3196-3203.

[8] LI Y J, ZEMEL R, BROCKSCHMIDT M, et al. Gated graph sequence neural networks[C]// Proc of International Conference on Learning Representations. Puerto Rico, 2016: 1-20.

[9] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. ECA-Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks [C]// Proc of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, IEEE, 2020: 11531-11539.

[10] GOLDBERGER A L, AMARAL L, GLASS L, et al. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet - components of a new research resource for complex physiologic signals[J]. Circulation, 2000, 101(23): e215-e220.

[11] KOELSTRA S, MUHL C, SOLEYMANI M, et al. DEAP: a database for emotion analysis using physiological signals[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2012, 3(1): 18-31.

[12] ASHENAEI R, ASGHAR B A, YOUSEFI R T. Stable EEG-based biometric system using functional connectivity based on time-frequency features with optimal channels [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 77: 103790.

[13] SUN Y N, LO F, LO B. EEG-based user identification system using 1D-convolutional long short-term memory neural networks[J]. Expert Systems with Applications, 2019, 125: 259-267.

[14] ALYASSERI Z A A, ALOMARI O A, MAKHADMEH S N, et al. EEG channel selection for person identification using binary grey wolf optimizer[J]. IEEE Access, 2022, 10: 10500-10513.

[15] ORTEGA R J, GONZALEZ J F, PEREDA E. Selection of the minimum number of EEG sensors to guarantee biometric identification of individuals[J]. Sensors, 2023, 23 (9), 4239.

[16] AKBARNIA Y, DALIRI M R. EEG-based identification system using deep neural networks with frequency features[J]. Heliyon, 2024, 10(4), e25999.

[17] ALSHEHRI L, HUSSAIN M. A Lightweight GCT-EEG-Net for EEG-based individual recognition under diverse brain conditions [J]. Mathematics, 2024,12(20), 3286.

[18] 方芳, 严军, 郭红想, 等. 基于时空注意力机制的轻量级脑纹识别算法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2026, 60(3): 633-642.

[19] LI D D, ZENG Z L, HUANG N, et al. Brain topographic map: a visual feature for multi-view fusion design in EEG-based biometrics[J]. Digital Signal Processing, 2025, 164, 105251.

[20] JIN R, WANG Y X, BAI R, et al. EPI-CGAN: robust EEG-based person identification using conditional generative adversarial network[C]// Proc of the IEEE International Joint Conference on Biometrics. Abu Dhabi, IEEE, 2022: 1-9.

[21] DAS B B, KUMAR P, KAR D, et al. A spatio-temporal model for EEG-based person identification[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(19): 28157-28177.

[22] DAS B B, RAM S K, BABU K S, et al. Person identification using autoencoder-CNN approach with multitask-based EEG biometric[J]. Multimedia Tools and Applications, 2024, 83(35): 83205-83225.

[23] TIAN W L, LI M, JU X Y, et al. Applying multiple functional connectivity features in GCN for EEG-based human identification[J]. Brain Sciences, 2022, 12(8), 1072.

[24] PRADEEP K, DUTTA U, SHARMA K, et al. EEG-based biometrics: phase-locking value from gamma band performs well across heterogeneous datasets[C] //Proc of the 21st International Conference of the Biometrics Special Interest Group. Darmstadt, IEEE, 2022: 1-6.

[25] ALYASSERI Z, AL-BETAR M, AWADALLAH M, et al. EEG feature fusion for person identification using efficient machine learning approach[C]// Proc of the Palestinian International Conference on Information and Communication Technology. Gaza, Paltel, 2021: 97-102.

[26] KAUR B, SINGH D. Neuro signals: A future biomertic approach towards user identification[C]// Proc of the 7th International Conference on Cloud Computing, Data Science and Engineering. Noida, IEEE, 2017: 112-117.

[27] LI D D, ZENG Z L, WANG Z, et al. ESTformer: Transformer utilising spatiotemporal dependencies for electroencephalogram super-resolution[J]. Knowledge-Based Systems, 2025, 317, 113345.

[28] FRASCHINI M, HILLEBRAND A, DEMURU M, et al. An EEG-based biometric system using eigenvector centrality in resting state brain networks[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(6): 666-670.

[29] SCHONS T, MOREIRA G, SILVA P, et al. Convolutional

network for EEG-based biometric[C]// Proc of the Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications. Springer, Cham, 2018: 601-608.

[30] YAHYAEI R, OZKURT T E. Mean curve length: an efficient feature for brainwave biometrics[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 76, 103664.

[31] GOMEZ-TAPIA C, BOZIC B, LONGO L. On the minimal amount of EEG data required for learning distinctive human features for task-dependent biometric applications [J]. Frontiers in Neuroinformatics, 2022, 16, 844667.