DOI：10.13245/j.hust.260314

基于多视图高斯增强TSK的抑郁症检测

张冰涛[1]　杨　梦[1]　王金凤[2]　刘　彪[1]
(1．兰州交通大学电子与信息工程学院，甘肃 兰州 730070；2．甘肃省人民医院，甘肃 兰州 730000)

摘要　针对现有脑电抑郁症检测模型可解释性弱的缺陷，提出多视图高斯增强Takagi-Sugeno-Kang模糊系统(MV-GTSK)。构建时域、频域、空域多视图脑电特征；采用改进模糊C均值优化规则前件以增强聚类稳定性，利用高斯混合模型对规则后件做概率建模，提升参数语义可解释性；设计多约束加权策略完成多视图信息融合。实验结果表明，MV-GTSK通过模糊规则低、中、高语义映射，能够追溯系统推理决策过程，为抑郁症临床辅助检测提供了有效的可解释方案。此外，在公开数据集上留一被试交叉验证结果表明，所提MV-GTSK的抑郁症检测准确率、曲线下面积、F_1分数分别可达94.58%、98.90%、95.71%，优于多种现有基线模型。

关键词　多视图；高斯混合模型；TSK模糊系统；可解释性；抑郁症
中图分类号　R318　　**文献标志码**　A　　**文章编号**　1671-4512(XXXX)XX-0001-08

Depression detection based on multi-view gaussian-enhanced TSK

ZHANG Bingtao[1]　*YANG Meng*[1]　*WANG Jinfeng*[2]　*LIU Biao*[1]
(1．School of Electronic and Information Engineering，Lanzhou Jiaotong University，Lanzhou 730070，China；2．Gansu Provincial People’s Hospital，Lanzhou 730000，China)

Abstract　To address the weak interpretability of existing electroencephalogram (EEG)-based depression detection models, a multi-view Gaussian-enhanced Takagi-Sugeno-Kang fuzzy system (MV-GTSK) was proposed. Multi-view EEG features were constructed from the temporal, spectral, and spatial domains. An improved fuzzy C-means algorithm was employed to optimize the rule antecedents, thereby enhancing the clustering stability. A Gaussian mixture model was utilized for the probabilistic modeling of the rule consequents, thereby improving the semantic interpretability of the parameters. A multi-constraint weighted strategy was designed to achieve multi-view information fusion. Experimental results show that, through the low-, medium-, and high-level semantic mappings of fuzzy rules, the inference and decision-making process of MV-GTSK can be traced, which provides an effective interpretable solution for the clinical auxiliary detection of depression. Furthermore, the results of leave-one-subject-out cross-validation on a public dataset show that the accuracy, area under the curve, and F_1-score of the proposed MV-GTSK for depression detection reach 94.58%, 98.90%, and 95.71%, respectively, outperforming various existing baseline models.

Key words　multi-view learning；gaussian mixture model；Takagi–Sugeno–Kang fuzzy system；interpretability；depression

抑郁症(DP)是一种常见精神疾病，情绪低落、兴趣减退是其主要临床表现。世界卫生组织数据显示[1]，全球DP患者数量约2.8亿，预计2030年其将成为全球首要疾病负担。因此，开展客观、准确且具备可解释的DP检测研究，具有重要的科学与现实意义。

脑电(EEG)凭借无创采集、时间分辨率高、获取便捷等优势，已成为DP检测领域主要研究手段之一。当前主流DP检测方法多基于单一视图EEG特征，结合支持向量机、K近邻等传统机器学习算

收稿日期　2026-07-11.
作者简介　张冰涛(1986-)，男，教授，E-mail：zhangbingtao321@163.com.
基金项目　国家自然科学基金资助项目(62362047，61962034).

法构建检测模型。然而，此类方法存在明显局限：一方面，单一视图特征维度不足，难以充分发掘DP患者与正常对照者(NC)组间信息差异[2]。另一方面，传统机器学习属于黑箱模型，决策过程可解释性差[3]，难以提供明确推理过程，无法适配临床辅助诊断对可解释性的实际要求。因此，融合多视图EEG特征改善模型可解释性，是当前DP检测领域具有重要研究与应用价值的方向。

多视图学习(MVL)与Takagi-Sugeno-Kang(TSK)[4]模糊系统的融合，为解决上述问题提供了潜在可行方案。目前，两类方法的融合策略已在EEG相关识别任务中展现出显著优势。文献[5]提出多视图TSK模糊系统，通过加权协同学习融合多视图特征，有效提升了基于EEG的癫痫识别性能。文献[6]构建可迁移多视图TSK分类器，结合分布对齐与稀疏约束实现跨域疲劳检测；文献[7]进一步提出多视图半监督TSK模糊系统(MV-SS-TSK)，通过稀疏后件学习、低秩与稀疏联合约束优化多视图表征，有效缓解了EEG情感识别中的标签稀缺、特征复杂与数据不确定等问题。

尽管上述工作增强了TSK模糊系统对多视图特征的建模能力，但将其应用于DP临床检测任务时仍存在亟待完善之处。TSK模糊系统采用的模糊C均值(FCM)聚类对聚类初始中心敏感，易收敛至局部最优解，影响系统规则前件参数的稳定性[8]；同时TSK模糊系统后件采用线性函数，参数通过数据拟合获得，缺少清晰的语义解释[9]。因此，提升规则前件参数的稳定性、强化后件参数的语义可解释，并实现多视图EEG信息的有效融合，是构建高性能可解释TSK检测模型的关键。

基于上述分析，本研究提出一种多视图高斯增强TSK模糊系统，采用改进FCM聚类优化规则前件，改善参数稳定性；引入高斯混合模型(GMM)对规则后件进行建模，赋予后件参数明确的概率统计意义，以强化模型的可解释性；设计融合分类误差约束、输出一致性约束与熵权重约束的多视图加权机制，实现多视图特征的有效融合，进而提高DP检测性能。

1　MV-GTSK模糊系统构建

1.1　多视图EEG特征构建

构建时域、频域、空域多视图EEG特征集。提取Hjorth参数的活动度、移动度和复杂度，构建时域视图特征；将EEG信号划分至delta、theta、alpha、beta和gamma五个频段，计算各频段平均功率谱密度，构建频域视图特征；采用相位滞后指数构建脑功能网络，提取全局效率、局部效率、节点介数中心性、边介数中心性、最短路径长度和聚类系数，构建空域视图特征。

1.2　多视图高斯增强TSK模糊系统

1.2.1　高斯增强TSK模糊系统

设样本集$\boldsymbol{X}=[\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,\cdots,\boldsymbol{x}_n]^{\mathrm{T}}\in \mathrm{R}^{n\times d}$，其中每个样本$\boldsymbol{x}_n=[x_{n1},x_{n2},\cdots,x_{nd}]^{\mathrm{T}}$包含$d$维特征。第$k$条TSK模糊规则表示为：

$$\begin{aligned}&\text{IF } x_{n1} \text{ is } A_{(1,k)} \text{ and } \cdots \text{ and } x_{nd} \text{ is } A_{(d,k)}\\&\text{THEN } \boldsymbol{f}_k(\boldsymbol{x}_n)=a_{(0,k)}+\sum_{d=1}^{D}a_{(d,k)}x_{nd},\\&k=1,2,\cdots,K\end{aligned}\tag{1}$$

前件IF部分，$A_{(d,k)}$表示第k条规则中d个特征对应的模糊集；后件THEN部分，$f_k(\boldsymbol{x}_n)$表示第k条规则的输出，$a_{(d,k)}$表示对应特征的权重系数，K是规则总数。系统前件采用高斯隶属函数建模，通过乘积运算求得每条规则的激活强度，实现输入空间到规则空间的非线性映射。

上述传统TSK具备良好的函数逼近能力，但存在前件聚类结果易受初始化影响、后件参数缺乏明确统计含义的问题。针对上述问题，本研究面向DP检测提出了高斯增强TSK(GTSK)，其结构如图1所示，简化流程如下：前件采用改进FCM聚类确定各模糊规则对应高斯隶属函数的中心与宽度；后件引入GMM对规则参数进行概率建模，赋予后件系数统计语义；最终结合前后件参数得到规则及其权重。

a. 前件参数

FCM聚类结果与初始聚类中心及隶属度准确性密切相关，为此，本研究融合极大极小相似度(MMS)[10]与马氏距离以改进FCM(MMS-FCM)，其中，MMS用于初始聚类中心，以增强聚类结果的稳

定性，马氏距离用于样本隶属度更新，以提升聚类结果的准确性。

节点间的MMS定义为：

$$S(\boldsymbol{x}_n,\boldsymbol{x}_m)=\max_{b\in B_{nm}}\left(\min_{1\leqslant h\leqslant |b|}S_{b[h],b[h+1]}\right)\tag{2}$$

其中，$\boldsymbol{B}_{nm}$是节点$\boldsymbol{x}_n$和$\boldsymbol{x}_m$之间所有路径的集合，$b[h]$表示路径b中的第h个节点。基于MMS矩阵选取初始聚类中心：随机选取一个节点为首个聚类中心,后续依次选取与已选聚类中心相似度最小的样本为下一个聚类中心，迭代直至获得k个聚类中心。

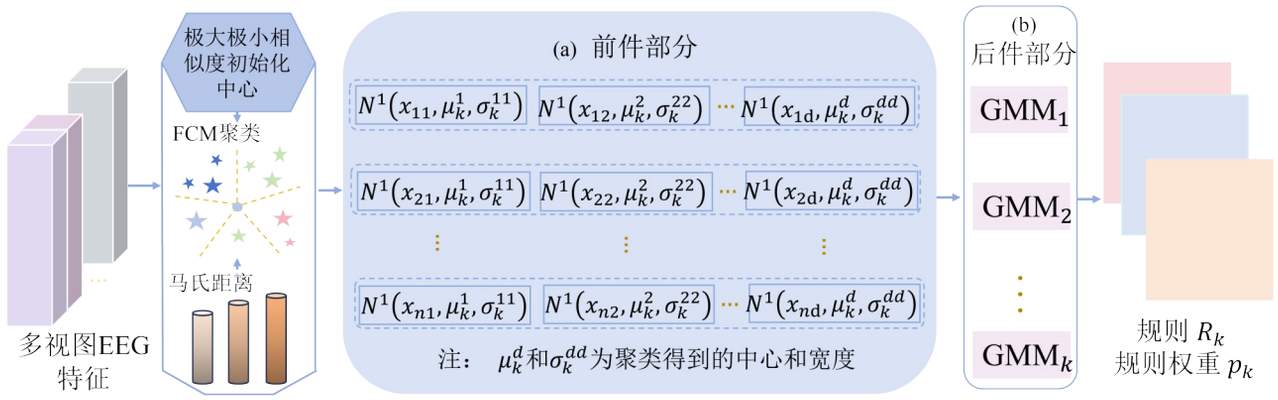


图1 GTSK模糊系统

初始化聚类中心确定后，定义隶属度矩阵$\boldsymbol{U}=[u_{nk}]$，其中u_{nk}表示样本$\boldsymbol{x}_n$属于第k个簇的隶属度。计算每个簇的局部协方差矩阵$\boldsymbol{S}_k$：

$$\boldsymbol{S}_k=\frac{\sum_{n=1}^{N}u_{nk}\,(\boldsymbol{x}_n-\boldsymbol{v}_k)(\boldsymbol{x}_n-\boldsymbol{v}_k)^{\mathrm{T}}}{\sum_{n=1}^{N}u_{nk}} \tag{3}$$

聚类过程通过交替更新隶属度与聚类中心实现，基于马氏距离更新隶属度：

$$u_{nk}=\frac{1}{\sum_{i=1}^{K}\left(\frac{D_{\mathrm{Mah}}(\boldsymbol{x}_n,\boldsymbol{v}_k)}{D_{\mathrm{Mah}}(\boldsymbol{x}_n,\boldsymbol{v}_i)}\right)^{\frac{2}{m-1}}} \tag{4}$$

其中，m是模糊加权系数，本研究中设m=2，D_{Mah}为马氏距离。基于加权平均更新聚类中心：

$$\boldsymbol{v}_k=\frac{\sum_{n=1}^{N}(u_{nk}^m\boldsymbol{x}_n)}{\sum_{n=1}^{N}u_{nk}^m} \tag{5}$$

迭代更新式(3)至(5)，直至相邻迭代的聚类中心变化量小于阈值$\varepsilon=1\times10^{-5}$，该阈值选择已在相关研究中得到证明[11]。最终基于收敛后的隶属度矩阵求解每条模糊规则前件参数的中心和宽度：

$$c_{(d,k)}=\sum_{n=1}^{N}u_{nk}\,x_{nd}/\sum_{n=1}^{N}u_{nk} \tag{6}$$

$$\sigma_{(d,k)}=\sum_{n=1}^{N}u_{nk}\,(x_{nd}-c_{(d,k)})^2/\sum_{n=1}^{N}u_{nk} \tag{7}$$

b. 后件参数

采用GMM对模糊系统进行概率建模，GMM拟合训练样本$(\boldsymbol{x}_n,\boldsymbol{y}_n)$的联合概率分布，其联合概率密度为：

$$G(\boldsymbol{x}_n,\boldsymbol{y}_n)=\sum_{k=1}^{K}p_k\,N^{D+1}\left(\begin{bmatrix}\boldsymbol{x}_n\\ \boldsymbol{y}_n\end{bmatrix};\begin{bmatrix}\mu_k^x\\ \mu_k^y\end{bmatrix},\boldsymbol{\Sigma}_k\right) \tag{8}$$

其中，p_k为第k个高斯分量的先验概率，N^{D+1}为D+1维高斯分布，μ_k^x和μ_k^y分别为第k个高斯分量的输入和输出均值，$\boldsymbol{\Sigma}_k$为第k个高斯分量的协方差矩阵。

每个高斯分量对应输入输出空间的一个局部区域，先验概率p_k对应第k条模糊规则权重。

GMM在输入$\boldsymbol{x}_n$的条件下输出期望为：

$$E[\boldsymbol{y}_n|\boldsymbol{x}_n]=\frac{\sum_{k=1}^{K}p_k\prod_{d=1}^{D}N^1(x_{nd};\mu_k^d,\sigma_k^{dd})\left(\mu_k^y-[x_{nd}-\mu_k^x]^{\mathrm{T}}\frac{\sigma_k^{xy}}{\sigma_k^{yy}}\right)}{\sum_{c=1}^{K}p_c\prod_{d=1}^{D}N^1(x_{nd};\mu_k^d,\sigma_k^{dd})} \tag{9}$$

其中，σ_k^{dd}表示协方差矩阵$\boldsymbol{\Sigma}_k$的第d个对角线元素，高斯密度乘积项$N^1(x_{nd};\mu_k^d,\sigma_k^{dd})$对应第$k$条模糊规则的前件隶属度，$\mu_k^d$和$\sigma_k^{dd}$分别对应聚类得到的中心$c_{(d,k)}$和宽度$\sigma_{(d,k)}$，后件项$\mu_k^y-[\boldsymbol{x}_n-\mu_k^x]^{\mathrm{T}}\frac{\sigma_k^{xy}}{\sigma_k^{yy}}$对应规则的线性函数。

简化上述计算，在输入x_n上计算GMM的加权均值，得到近似期望输出：

$$E[\boldsymbol{y}_n|\boldsymbol{x}_n]=\boldsymbol{p}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{w}_n \tag{10}$$

其中，$\boldsymbol{w}_n$为规则激活强度向量。

基于上述推理，可建立GMM与TSK模糊规则的映射关系，第k条模糊规则R_k可表示为：

$$\mathrm{IF}\ x_{n1}\ \mathrm{is}\ N^1(x_{n1};\mu_k^1,\sigma_k^{11})\wedge\cdots\wedge x_{nd}\ \mathrm{is}\ N^1(x_{nd};\mu_k^d,\sigma_k^{dd})$$
$$\mathrm{THEN}\ \boldsymbol{f}_k(x_n)=\left(\mu_k^y-[x_{nd}-\mu_k^x]^{\mathrm{T}}\frac{\sigma_k^{xy}}{\sigma_k^{yy}}\right)\mathrm{with}\ p_k \tag{11}$$

由该过程可知，GMM中每个高斯分量在功能上等价于TSK的一条模糊规则，其统计均值与协方差分别对应第k条规则中第d个输入特征对应模糊集的中心与宽度，从而实现了从概率分布到模糊逻辑的映射，该规则流程清晰展示了系统的推理过程。

1.2.2 MV-GTSK模糊系统

在GTSK基础上，本研究提出MV-GTSK模糊系统，与MV-TSK[5]相比，其本质差异在于

MV-TSK采用FCM获取规则前件，后件直接拟合线性参数，而MV-GTSK采用改进FCM优化规则前件，利用高斯混合模型对规则后件进行概率建模。

设多视图输入特征为$\{\boldsymbol{X}^i=[x_1^i,x_2^i,\cdots,x_n^i]\in \mathrm{R}^{n\times d_i},1\leqslant i\leqslant 3\}$，标签向量为$\{\bar{\boldsymbol{Y}}=[\bar{y}_1,\bar{y}_2,\cdots,\bar{y}_n]\in \mathrm{R}^{N\times 1},\bar{y}_n\in\{0,1\}\}$，$\boldsymbol{p}^i=[p_1^i,p_2^i,\cdots,p_k^i]^{\mathrm{T}}$为第$i$个视图的规则权重向量，$\boldsymbol{p}=[\boldsymbol{p}^1;\boldsymbol{p}^2;\boldsymbol{p}^3]$为规则权重向量。

MV-GTSK为时、频、空视图特征分别构建GTSK子系统，从检测误差、输出一致性和香农熵权重三个方面构建视图权重约束$\boldsymbol{\alpha}=[\alpha_1,\alpha_2,\alpha_3]^{\mathrm{T}}$。其优势在于，检测误差约束用于约束各视图输出与真实值之间的偏差，输出一致性约束用于减少不同视图预测结果的不一致性，香农熵约束用于限制权重过度集中单一视图。

检测误差约束，以加权平方误差构建损失：

$$C_{\mathrm{EC}}(\boldsymbol{p},\boldsymbol{\alpha})=\sum_{i=1}^{3}\alpha_i\sum_{n=1}^{N}\left[\bar{y}_n-\boldsymbol{p}^{i\mathrm{T}}w_n^i\right]^2 \tag{12}$$

输出一致性约束，最小化不同视图预测差异：

$$C_{\mathrm{R}}(\boldsymbol{p},\boldsymbol{\alpha})=-\sum_{i=1}^{3}\alpha_i\sum_{n=1}^{N}\left[\boldsymbol{p}^{i\mathrm{T}}w_n^i-\sum_{l=1,l\neq i}^{3}\boldsymbol{p}^{l\mathrm{T}}w_n^l\right]^2 \tag{13}$$

香农熵权重约束，均衡三类视图贡献：

$$H(\boldsymbol{\alpha})=-\sum_{i=1}^{3}\alpha_i\ln\alpha_i \tag{14}$$

基于三项权重约束得到MV-GTSK目标函数：

$$L_{\mathrm{MV-GTSK}}(\boldsymbol{p},\boldsymbol{\alpha})=C_{\mathrm{EC}}(\boldsymbol{p},\boldsymbol{\alpha})+\lambda_1C_{\mathrm{R}}(\boldsymbol{p},\boldsymbol{\alpha})-\lambda_2H(\boldsymbol{\alpha}) \tag{15}$$

其中，λ_1和λ_2为超参数，分别控制一致性与熵约束的强度。采用交替梯度下降优化$\boldsymbol{p}$和$\boldsymbol{\alpha}$，迭代至目标函数、$\boldsymbol{p}$和$\boldsymbol{\alpha}$变化量均小于阈值ε=1×10^{-5}。最终输出为结果各视图的加权融合：

$$\boldsymbol{y}_o=\sum_{i=1}^{3}\alpha_i\boldsymbol{y}^{(i)} \tag{16}$$

其中，$\boldsymbol{y}^{(i)}$表述第i个视图独立预测结果。

上述MV-GTSK算法步骤如下。

步骤1：提取三个视图特征集输入，并分别进行MMS初始化。

步骤2：执行FCM聚类，迭代式(3)至(5)更新模糊规则参数，直至满足收敛条件。

步骤3：根据聚类结果进行GMM建模，获得各模糊规则的模型参数。

步骤4：式(12)至(14)构建MV-GTSK目标函数。

步骤5：采用交替梯度下降优化规则权重和视图权重，直至满足收敛条件。

步骤6：根据优化后的模型参数获得各视图分类输出，并进行加权融合，得到最终分类结果y_0。

1.2.3　MV-GTSK计算复杂度分析

设样本总数为N，第i个视图的特征维数为D_i，模糊规则数为K，视图数量为3，MMS-FCM聚类和交替梯度下降的迭代次数分别为T_{f}和T_{o}。

在MMS阶段的计算复杂度为$O(N^2D_i^2)$；在FCM迭代阶段的局部协方差矩阵及其逆矩阵的计算复杂度为$O(T_{\mathrm{f}}NKD_i^2)$；在GMM参数估计阶段的计算复杂度为$O(NKD_i)$；在多视图融合阶段，交替更新规则权重与视图权重的计算复杂度为$O(3T_{\mathrm{o}}NK)$。

综上可得，MV-GTSK算法的计算复杂度为$O\left\{\sum_{i=1}^{3}\left(N^2D_i^2+T_{\mathrm{f}}NKD_i^2+NKD_i\right)+3T_{\mathrm{o}}NK\right\}$。可以看出该算法属于多项式时间复杂度，计算开销主要与样本数量、模糊规则数以及特征维度相关，算法具备可接受的计算效率。

2　实验与结果

2.1　实验数据

实验数据来自精神障碍分析多模态开放数据集(MODMA Dataset)[12]，该数据采集于24名DP和29名NC，记录时长约5 min，采样频率为250 Hz，参考电极为Cz，DP组PHQ-9得分为18.33±3.50，NC组PHQ-9得分为2.66±1.80。

2.2　参数寻优

通过网格搜索对MV-GTSK目标函数的超参数λ_1和λ_2进行寻优，搜索区间设置为0.001～10，搜索步长为0.001，以分类错误率(C_{ER})最小为准则确定最优超参数组合。其中，搜索区间主要考量参数小于0.001约束近乎失效，大于10则会丢失检测性能，该区间可完整覆盖最优解；搜索步长主要为兼顾参数寻优精度与计算开销，步长过大会降低搜索精度，步长过小会增加运算开销。为了清晰展现搜索结果，图2给出了部分网格搜索结果，空间大球越红代表检测误差越小，平面散点为三正交坐标面投影，当λ_1和λ_2均取0.1时，MV-GTSK的DP检测误差最小。

超参数确定后，采用梯度下降法对视图规则权重$\boldsymbol{p}$与视图权重$\boldsymbol{\alpha}$迭代更新，部分迭代更新结果如表1所示。迭代初始时刻t=0，参数$\boldsymbol{p}$和$\boldsymbol{\alpha}$的初始值均为均匀分布值，目标函数值L=0.248。迭代采用

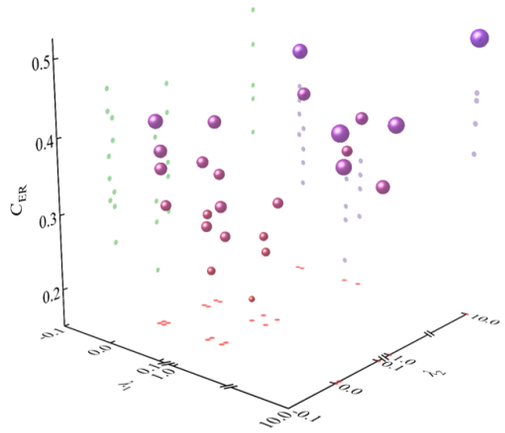


图2 网格搜索部分结果

先更新$\boldsymbol{p}$、再更新$\boldsymbol{\alpha}$的交替策略。随着迭代轮次增加，$\boldsymbol{p}$和$\boldsymbol{\alpha}$的变化幅度持续收窄，至t=211，$\boldsymbol{\alpha}$的最大变化量$\Delta\boldsymbol{\alpha}_{\max}=0.2\times10^{-5}$、目标函数变化量$\Delta L=0.6\times10^{-5}$，均低于收敛阈值；$t$=212完成$\boldsymbol{p}$更新后，$\boldsymbol{p}$的最大变化量$\Delta\boldsymbol{p}_{\max}=0.8\times10^{-5}$，全部参数满足收敛判定标准，迭代终止。

2.3 MV-GTSK的可解释DP检测

为验证MV-GTSK在DP检测中的可解释性，本文从模糊规则构建、隶属函数语义映射和样本推理过程三个方面分析模型决策机制。首先，利用时域、频域和空域多视图特征分别构建对应的模糊规则，并通过规则参数刻画不同特征维度的模糊语义。

以频域视图为例，图3给出各条规则隶属函数分布，横轴为输入特征，纵轴为隶属度。为阐释隶属函数的模糊语义映射过程，将模糊语义划分为低、中、高。以delta频段为例，三条规则的前件参数(中心，宽度)分别为(6.04, 3.71)、(4.89, 4.11)和(4.51, 4.01)。根据中心参数的相对大小确定模糊语义：规则1中心最大，对应高语义；规则3中心最小，对应低语义；规则2中心介于二者之间，对应中语义。当某一受试者的delta处于相对较高水平时，其输入特征将以较高隶属度激活“高delta”语义对应的规则；当delta处于中等或较低水平时，则分别倾向于激活“中delta”或“低delta”语义。

基于上述模糊规则，MV-GTSK测试阶段推理过程如图4所示。设DP与NC的标签向量分别为$[1,0]^{\mathrm{T}}$和$[0,1]^{\mathrm{T}}$，输入三种视图特征后，输出预测向量$\boldsymbol{y}=[0.66,0.34]^{\mathrm{T}}$，该结果由各视图输出$\boldsymbol{y}^{(i)}(i=1,2,3)$加权融合得到。根据决策规则将最大元素置1，其余置0，最终$\boldsymbol{y}=[1,0]^{\mathrm{T}}$，对应DP，与实际标签一致。

通过上述三段对应的规则可视化、隶属函数分析、样本推理复现完整的决策过程。实验结果表明所提MV-GTSK能够清晰追溯推理过程，实现了临床辅助DP检测的可解释性。

表1 参数$\boldsymbol{p}$和$\boldsymbol{\alpha}$部分迭代更新过程

迭代数	步骤	$\boldsymbol{p}$	$\boldsymbol{\alpha}$	L	变化
t=0	初始值	[0.500, 0.500;0.333, 0.333, 0.333; 0.500, 0.500]	[0.333, 0.333, 0.333]	0.248	
t=1	更新$\boldsymbol{p}$	[0.481, 0.518; 0.361, 0.352, 0.285; 0.495, 0.507]	[0.333, 0.333, 0.333]		$\Delta\boldsymbol{p}_{\max}=0.028$
	更新$\boldsymbol{\alpha}$	[0.481, 0.518; 0.361, 0.352, 0.285; 0.492, 0.507]	[0.318, 0.326, 0.354]	0.220	$\Delta\boldsymbol{\alpha}_{\max}=0.021$ $\Delta L=0.028$
t=211	更新$\boldsymbol{p}$	[0.581, 0.418; 0.4819, 0.19, 0.325; 0.741, 0.258]	[0.312, 0.241, 0.446]		$\Delta\boldsymbol{p}_{\max}=0.21\times10^{-4}$
	更新$\boldsymbol{\alpha}$	[0.581, 0.418; 0.481, 0.192, 0.325; 0.741, 0.258]	[0.312, 0.241, 0.4465]	0.168	$\Delta\boldsymbol{\alpha}_{\max}=0.2\times10^{-5}<\varepsilon$ $\Delta L=0.6\times10^{-5}<\varepsilon$
t=212	更新$\boldsymbol{p}$	[0.581, 0.418; 0.481, 0.192, 0.325; 0.741, 0.258]	[0.316, 0.241, 0.446]		$\Delta\boldsymbol{p}_{\max}=0.8\times10^{-5}<\varepsilon$ 均满足终止条件

2.4 不同方法性能对比

为验证本研究所提方法的有效性，对比其与现有MV-L2-SVM[13]、MV-SS-TSK[7]、MV-CNN[14]、EEG-former[15]、GCN[16]等典型基线模型的DP检测性能。选取准确率、曲线下面积(AUC)、F_1分数作为评价指标。为避免小样本过拟合风险，实验采用留一被试交叉验证，每次52个样本用于训练，剩余1个样本用于测试，重复53次实验，取其平均值与标准差作为DP检测结果。

实验结果如表2所示，MV-GTSK的准确率、AUC、F1分数分别为94.58%±1.28%、98.90%±0.52%、95.71%±1.31%，综合性能优于基线模型。

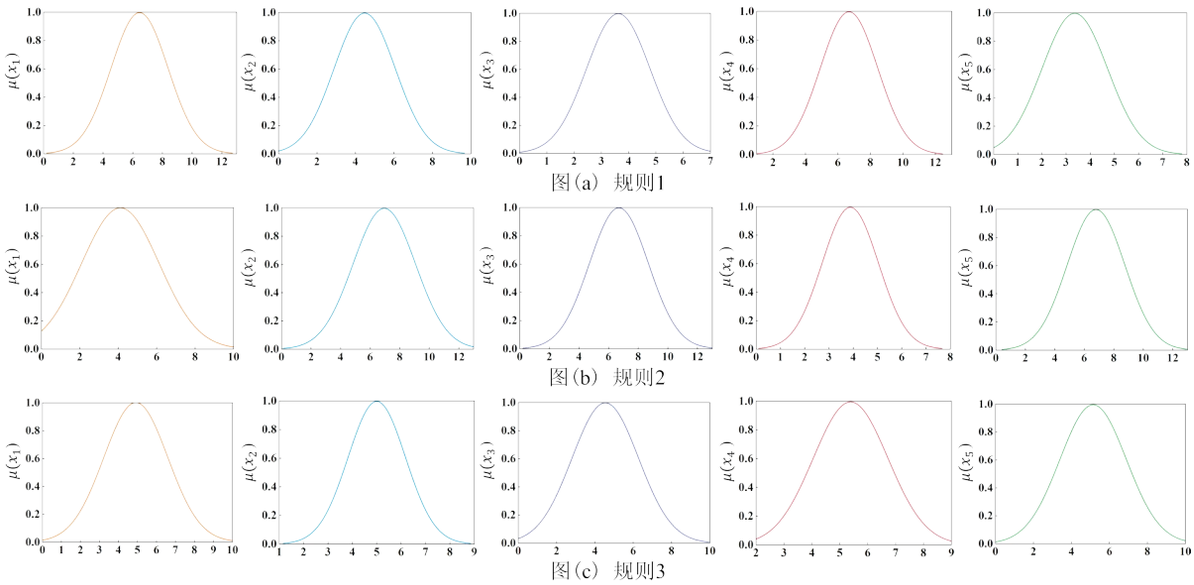


图3　频域视图下各规则的隶属函数分布

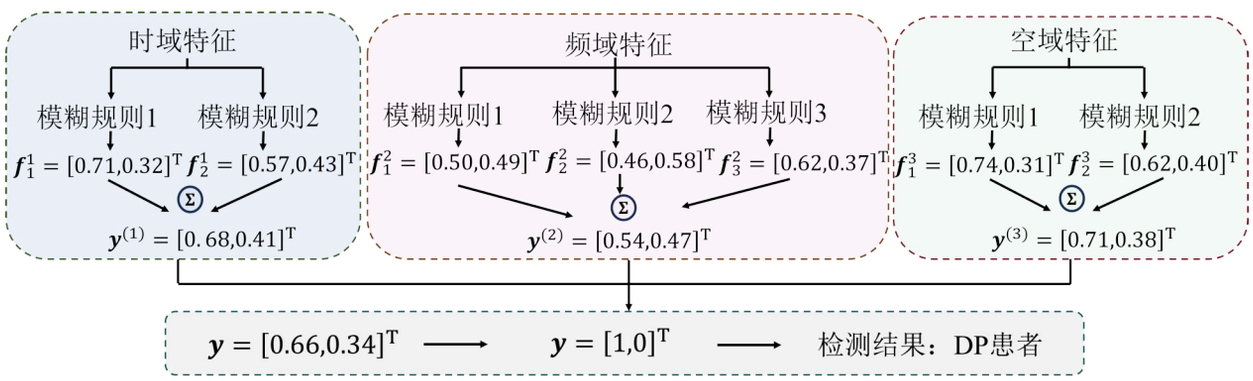


图4　基于MV-GTSK模糊系统的DP检测

此外，为了验证实验结果的统计学意义，采用Wilcoxon符号秩检验对实验结果进行统计显著性分析，结果如表3所示，可以看出，MV-GTSK与基线模型的概率值均小于0.05。与深度学习模型相比，MV-GTSK通过模糊规则映射实现可解释推理，而CNN等深度学习模型属于依赖网络结构的黑箱模型，内部决策过程无法追溯。总体而言，本研究所提MV-GTSK在保障检测性能的同时提供显式决策依据，具备良好的可解释性，优于其他基线模型。

表2　不同模型性能对比

模型	ACC/%	AUC值/%	F_1分数/%
MV-L2-SVM	89.00±2.31	98.20±0.84	88.50±2.56
MV-SS-TSK	90.33±2.18	97.22±1.02	91.45±2.11
MV-CNN	90.00±1.96	96.00±1.25	90.50±2.24
EEG-former	92.00±1.74	97.50±0.96	92.31±1.83
GCN	93.00±1.62	98.20±0.71	93.58±1.69
MV-GTSK	94.58±1.28	98.90±0.52	95.71±1.31

表3　MV-GTSK与不同模型Wilcoxon符号秩检验结果

模型	准确率/%	AUC值/%	F_1分数/%
MV-L2-SVM	0.012	0.031	0.009
MV-SS-TSK	0.021	0.047	0.018
MV-CNN	0.015	0.028	0.013
EEG-former	0.038	0.036	0.041
GCN	0.045	0.043	0.039

2.5　消融实验

为评估MV-GTSK各模块对系统性能的贡献，设计消融实验，以MV-GTSK作为基准，分别对MMS-FCM模块、GMM模块、及多视图融合模块进行消融。MV-GTSK、移除MMS-FCM、移除GMM以及采用单时域、单频域和单空域GTSK时，准确率分别为94.58%、92.84%、93.12%、90.72%、92.36%和89.91%；与MV-GTSK相比，各消融模型的准确率均有所降低，表明MMS-FCM能够提升聚类性能，GMM能够有效生成的模糊规则参数，多视图融合能够实现视图间的信息互补。因此，丢弃任意模块均会对DP检测性能产生不利影响。

2.6 泛化性能验证

为验证本研究所提检测方法的泛化性能，选取两个独立数据集开展跨数据集验证实验。数据集1为认知任务数据集[17]，包含46名DP和75名NC的66通道EEG数据；数据集2为检测任务数据集[18]，包含33名DP和30名NC的19通道EEG数据。

将基于MODMA数据集训练得到的MV-GTSK在上述两组未见数据集上进行测试，结果如表4所示。可以看出，MV-GTSK在跨数据集场景下仍可保持优异的检测性能，表明其具备良好的泛化能力。

表4 跨数据集检测结果

数据集	准确率/%	AUC值/%	F_1分数/%
数据集1	93.74±1.86	97.82±1.42	94.36±2.34
数据集2	93.46±2.17	98.01±1.76	95.02±2.03

3 结论

本研究提出一种兼具检测精度与可解释性的MV-GTSK模糊系统。系统前件以MMS-FCM优化聚类，提升了聚类稳定性；后件引入GMM对规则参数进行概率建模，赋予参数明确的语义；同时基于三类约束机制实现时频空多视图融合。在公开数据集上，MV-GTSK得到DP检测准确率、AUC与F1分数分别达到94.58 %、98.90 %、95.71 %，显著其他三种多视图方法。此外，系统生成的模糊规则可通过低、中、高三类模糊语义直观描述，实现了从特征输入到决策输出的可解释性。

参 考 文 献

[1] World Health Organization．Global mental health report：2026[EB/OL]．[2026-05-11]．https：//www. who. int/global-mental-health-report-2026．

[2] PORTER AL，FEI S，DAMME KSF，et al．A meta-analysis and systematic review of single vs. multimodal neuroimaging techniques in the classification of psychosis [J]．Molecular Psychiatry，2023，28(8)：3278-3292．

[3] 曾春艳，余琰，王志锋，等．面向可解释压缩感知的算法展开综述[J]．华中科技大学学报(自然科学版)，2022，50(11)：35-43．

[4] ZHANG Y，WANG G，HUANG X，et al．TSK fuzzy system fusion at sensitivity-ensemble-level for imbalanced data classification[J]．Information Fusion，2023，92：350-362．

[5] JIANG Y，DENG Z，CHUNG FL，et al．Recognition of epileptic EEG signals using a novel multiview TSK fuzzy system[J]．IEEE Transactions on Fuzzy Systems，2016，25(1)：3-20．

[6] GU Y，XIA K，LAI KW，et al．Transferable Takagi-Sugeno-Kang fuzzy classifier with multi-views for EEG-based driving fatigue recognition in intelligent transportation[J]．IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems，2023，24(12)：15807-15817．

[7] GU X，WANG Y，WANG M，et al．A multi-view semi-supervised Takagi-Sugeno-Kang fuzzy system for EEG emotion classification[J]．International Journal of Fuzzy Systems，2024，26(4)：1285-1299．

[8] 车杭骏，陈科屹，王雅娣，等．带有深度邻域信息的模糊C均值聚类算法[J]．华中科技大学学报(自然科学版)，2022，50(11)：135-141．

[9] LUGHOFER E，PRATAMA M．Evolving multi-user fuzzy classifier system with advanced explainability and interpretability aspects[J]．Information Fusion，2023，91：458-476．

[10] LIU Q，ZHANG R，LIU X，et al．A novel clustering algorithm based on PageRank and minimax similarity[J]．Neural Computing and Applications，2019，31：7769-7780．

[11] WU R，ZORN SR，KANG S，et al．Application of fuzzy C-means clustering for analysis of chemical ionization mass spectra：insights into the gas phase chemistry of NO3-initiated oxidation of isoprene[J]．Atmospheric Measurement Techniques，2024，17：1811-1835．

[12] CAI H，YUAN Z，GAO Y，et al．A multi-modal open dataset for mental-disorder analysis[J]．Scientific Data，2022，9(1)：178．

[13] HUANG C，CHUNG FL，WANG S．Multi-view L2-SVM and its multi-view core vector machine[J]．Neural Networks，2016，75：110-125．

[14] PINTELAS E，LIVIERIS IE，KOTSIANTIS S，et al．A multi-view-CNN framework for deep representation learning in image classification[J]．Computer Vision and Image Understanding，2023，232：103687．

[15] XU CY，FAN FY，ZHAO LX，et al．Major depressive disorder detection via temporal-frequency-spatial transformer with sub-domain knowledge alignment using EEG[J]．Neural Networks，2026，193：107965．

[16] 潘少明，王玉杰，种衍文．基于图卷积神经网络的跨域行人再识别[J]．华中科技大学学报(自然科学版)，2020，48(9)：44-49．

[17] TATTI E，CINTI A，SERBINA A，et al．Resting-state EEG alterations of practice-related spectral activity and connectivity patterns in depression[J]．Biomedicines，2024，12(9)：2054．

[18] Mumtaz W，Xia LK，Ali SSA，et al．Electroencepha-

logram (EEG)-based computer-aided technique to diagnose major depressive disorder (MDD)[J]. Biomed Signal Process Control，2017，31：108-115.