·智能医疗器械专栏·

基于TabPFN的可解释轻度认知障碍向阿尔茨海默病转化的风险预测模型研究

邓嘉奥 夏宸楷 孙丽萍 孟青云 杜慧江*

（上海健康医学院医疗器械学院，上海 201318）

【摘要】 目的 基于结构MRI特征构建轻度认知障碍(mild cognitive impairment, MCI)向阿尔茨海默病(Alzheimer's disease, AD)转化的风险预测模型，并引入可解释方法揭示关键脑区特征对模型判别的贡献。**方法** 选取阿尔茨海默病神经影像计划(Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative, ADNI)数据库中356例T1结构MRI数据，采用分层随机划分为训练集237例[转化型MCI(mild cognitive impairment converters, MCIc)119例，非转化型MCI(mild cognitive impairment non-converters, MCInc)118例]和独立测试集119例(MCIc 60例，MCInc 59例)，并在训练集中采用5折交叉验证评估模型稳定性。采用FreeSurfer v7.4.1软件提取1 481项脑结构特征并构建特征矩阵。对特征进行Boruta非线性包裹式筛选，最终保留17项关键特征。基于筛选前后特征分别构建支持向量机(support vector machine, SVM)、极端梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)、轻量级梯度提升(light gradient boosting machine, LightGBM)及表格先验数据拟合网络(tabular prior-data fitted network, TabPFN)模型，并引入Logistic回归结合LASSO回归(LR+LASSO)作为经典线性基线方法进行补充对比。进一步采用SHAP方法对高风险相关脑区特征进行解释。**结果** 经Boruta筛选后，样本在主成分空间中的分离趋势增强，17项特征主要涉及海马、杏仁核、颞叶及顶叶等脑区。在独立测试集中，Boruta+TabPFN的准确率、曲线下面积(area under curve, AUC)和假阴性率(false negative rate, FNR)分别为0.765、0.823和0.200。与LR+LASSO相比，Boruta+TabPFN在准确率、精确率、特异度及AUC方面更优，但LR+LASSO在目标召回阈值下召回率略高，提示线性基线更偏向高敏感度而牺牲特异度。**结论** 高维结构MRI特征需要通过有效、非线性的特征筛选以构建稳定判别模型。Boruta+TabPFN并非在所有单项指标上均最高，但其在AUC、召回率及漏判控制方面表现较稳定，更符合MCI转化风险早期筛查中对高风险个体识别的需求。SHAP代理解释结果提示，MCI向AD转化风险涉及海马、杏仁核、颞叶、顶叶及边缘系统等多脑区协同变化，为疾病早期风险评估提供了可解释的影像学依据。

【关键词】 轻度认知障碍；阿尔茨海默病；ADNI；FreeSurfer；Boruta；TabPFN；SHAP

【中图分类号】 R749.16；TP181 **【文献标识码】** A **【DOI】** 10.11876/mimt202603001

A risk prediction model for the conversion from mild cognitive impairment to Alzheimer's disease based on TabPFN with interpretability

*Deng Jiaao, Xia Chenkai, Sun Liping, Meng Qingyun, Du Huijiang**

(School of Medical Devices, Shanghai University of Medicine & Health Sciences, Shanghai 201318, China)

【Abstract】 Objective To establish a prediction model for the conversion risk from mild cognitive impairment (MCI) to Alzheimer's disease (AD) based on structural MRI features, and employ interpretable algorithms to quantify the contribution of critical brain region features to model discrimination. **Methods** A total of 356 sets of T1-weighted structural MRI data were enrolled from the Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative (ADNI) database. All samples were stratified and randomly divided

收稿日期：2026-03-30

第一作者：邓嘉奥，女，在读本科，研究方向：医学影像人工智能

通信作者：杜慧江，男，硕士研究生，工程师，研究方向：计算机应用，医学影像智能算法

into a training set containing 237 subjects［119 mild cognitive impairment converters (MCIc) and 118 mild cognitive impairment non-converters (MCInc)］and an independent test set consisting of 119 subjects (60 MCIc and 59 MCInc). Five-fold cross-validation was conducted on the training set to evaluate model stability. FreeSurfer v7.4.1 software was used to extract 1,481 brain structural features for constructing the feature matrix. Boruta nonlinear wrapper feature selection was performed, and 17 core features were retained ultimately. Four models, including support vector machine (SVM), extreme gradient boosting (XGBoost), light gradient boosting machine (LightGBM) and tabular prior-data fitted network (TabPFN), were constructed using the original and filtered feature sets separately. Logistic regression combined with LASSO regression (LR+LASSO) was introduced as a classic linear baseline for comparative analysis. SHapley Additive exPlanations (SHAP) was further applied to interpret brain region features associated with high conversion risk. **Results** After Boruta feature screening, the separability of samples in the principal component space was improved substantially. The 17 retained features mainly involve brain regions such as the hippocampus, amygdala, temporal lobe and parietal lobe. On the independent test set, the Boruta+TabPFN pipeline achieved an accuracy of 0.765, an area under curve (AUC) of 0.823 and a false negative rate (FNR) of 0.200. Compared with LR+LASSO, Boruta+TabPFN achieved better performance in accuracy, precision, specificity and AUC. However, LR+LASSO yielded slightly higher recall at the target recall threshold, indicating that the linear baseline model prioritizes high sensitivity at the expense of specificity. **Conclusion** Effective nonlinear feature screening is required to build robust discriminative models with high-dimensional structural MRI features. Although Boruta+TabPFN did not obtain the optimal value for every single evaluation metric, it delivered steady performance in AUC, recall and false negative control, which better satisfies the clinical requirement of identifying high-risk individuals in the early screening of MCI-to-AD conversion. SHAP interpretability analysis demonstrated that the risk of MCI progression to AD is driven by coordinated morphological changes across multiple brain regions including the hippocampus, amygdala, temporal lobe, parietal lobe and limbic system, providing interpretable imaging evidence for early disease risk evaluation.

【Key words】 Mild cognitive impairment; Alzheimer's disease; ADNI; FreeSurfer; Boruta; TabPFN; SHAP

轻度认知障碍（mild cognitive impairment, MCI）被认为处于阿尔茨海默病（Alzheimer's disease, AD）的早期阶段，也是临床开展风险分层和早期干预的重要窗口。随着《阿尔茨海默病源性轻度认知障碍诊疗中国专家共识》的发布与更新[1]，如何在症状较轻、日常生活功能尚未明显受损阶段识别高风险个体，已成为我国神经影像学研究的重点方向之一。对于随访后进展为AD的转化型MCI（mild cognitive impairment converters, MCIc）和病情保持相对稳定的非转化型MCI（mild cognitive impairment non-converters, MCInc）而言，基线结构磁共振成像（magnetic resonance imaging, MRI）常可提供早期预警信息，相关改变多涉及海马、内嗅皮层等脑区，并表现为相应皮层厚度的下降[2-3]。

结构MRI具有无创、重复性较好及标准化程度较高等优势。借助基于体素的形态学测量（voxel-based morphometry, VBM）、皮层厚度分析及皮层下体积测量等方法，研究者能够从不同层面观察MCI向AD演进过程中逐步累积的神经退行性改变[2-4]。然而，在实际建模过程中，常存在样本量小于特征维度的情况，噪声变量、特征共线性及偶然相关等问题易导致模型边界不稳定并影响泛化性能。为缓解上述问题，本研究尝试采用Boruta算法进行非线性包裹式特征筛选。Boruta由Kursa等[5]提出，是一种基于随机森林重要性和随机化影子特征比较的全相关特征选择方法，能够在不预设线性关系的前提下识别与分类任务真正相关的变量。已有研究[6]将Boruta与轻量级梯度提升（light gradient boosting machine, LightGBM）等模型相结合，用于从多变量数据中提取关键变量并提升诊断效率。与此同时，表格先验数据拟合网络（tabular prior-data fitted network, TabPFN）为小样本表格数据建模提供了新的思路，并在有限样本条件下显示出较好的泛化潜力[7]。

基于此，本研究选取阿尔茨海默病神经影像计划（Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative, ADNI）数据库中的T1结构MRI数据，在采用FreeSurfer软件进行结构特征提取的基础上，采用

Boruta算法对高维结构MRI特征进行非线性筛选，并基于筛选所得特征构建TabPFN模型以预测MCI向AD的转化风险；进一步借助SHAP方法揭示高风险相关脑结构特征的贡献模式；同时引入经典Logistic回归结合最小绝对收缩与选择算子（least absolute shrinkage and selection operator, LASSO）回归（以下简称LR+LASSO）线性基线，分析Boruta+TabPFN相对于线性建模路径的增量价值。通过上述分析，旨在为MCI转化风险早期识别提供一种兼具非线性建模能力和可解释性的结构MRI分析路径。

1 资料与方法

1.1 研究方案与总体流程

本研究的总体技术流程如图1所示，包括数据准备、数据划分、脑结构特征提取、Boruta特征筛选、模型构建与交叉验证、独立测试集性能评估及SHAP可解释性分析等步骤。



图1 研究总体技术流程

1.2 数据来源与分组

研究数据来源于ADNI公共数据库，该数据库面向认知正常、MCI及早期AD人群开展长期多中心随访，核心目标在于通过标准化影像学、体液生物标志物及临床量表资料支持疾病的早期识别与进展追踪[8–10]。本研究共纳入356例样本，其中，MCIc 179例，MCInc 177例。为提高独立测试评估的稳定性，全部样本经分层随机划分后形成训练集237例（MCIc 119例，MCInc 118例）和独立测试集119例（MCIc 60例，MCInc 59例）。模型开发阶段在训练集内采用5折交叉验证评价模型稳定性，最终在独立测试集中检验外推表现。

1.3 MRI数据预处理与特征提取

所有T1加权MRI数据均以神经影像信息学技术倡议（Neuroimaging Informatics Technology Initiative, NIfTI）格式输入FreeSurfer v7.4.1软件进行处理[11]。经recon–all标准流程后，系统依次完成运动校正、偏置场校正、颅骨剥离、Talairach空间标准化、皮层重建及皮层下结构分割等步骤[11]。随后利用软件内置的aparcstats2table、asegstats2table统计导出工具提取各受试者脑结构影像学指标，并整理为表格化特征，最终汇总形成可直接进入机器学习流程的CSV文件。

本研究共获取1 481项数值型结构特征，涵盖海马、脑室、胼胝体、默认网络相关皮层，以及多种皮层厚度、曲率和体积指标。为提高不同模型之间的可比性，全部原始特征在建模前均进行Z–score标准化处理。

结构MRI分割质量会直接影响后续统计分析结果。已有研究[12]表明，海马及内侧颞叶相关指标在AD早期分层中具有较高价值，而不同分割工具在上述区域的稳定性差异可能进一步影响研究结论的解释。基于此，本研究统一采用FreeSurfer软件输出结果作为结构表型基础，并在此基础上开展后续特征筛选与模型比较。

1.4 Boruta特征筛选与模型构建

Boruta通过将原始特征随机打乱生成“影子特征”，然后比较原始特征与最优影子特征的重要性来判定变量是否与分类任务稳定相关[5]，无需预设特征与结局间的线性关系，故适合与非

线性模型相结合。本研究中Boruta以平衡权重随机森林（决策树=100、最大深度=5、类别权重="balanced"、随机种子=42）作为基学习器，在237例训练样本上运行50轮迭代，影子特征重要性百分位阈值设为perc=100；显著性水平设为α=0.05，经两步式校正后在被确认特征上重拟合同参随机森林以获得稳定的重要性排序。

为系统比较不同建模范式在高维结构MRI特征上的判别能力，并评估特征筛选对各类模型的影响，本研究基于Boruta筛选前后的特征集，分别构建支持向量机（support vector machine, SVM）[13]、极端梯度提升（extreme gradient boosting, XGBoost）[14]、LightGBM[15]及TabPFN[7]4种分类模型，分别对应核方法、树集成与小样本表格先验网络3类机制，以确定最适合小样本筛查任务的非线性建模路径。

各模型超参数如下（均固定随机种子为42以保证可复现）。① SVM以"标准化＋分类器"管道实现，采用径向基核（radial basis function, RBF），惩罚系数C=1.0、核宽gamma=scale、输出概率、平衡类别权重；② XGBoost为500棵树、最大深度4、学习率0.03、行/列采样0.9/0.8、正则项reg_lambda=1.0、直方图加速；③ LightGBM为500棵树、学习率0.03、叶子数31、不限深度、采样0.9/0.8、平衡类别权重；④ TabPFN直接调用预训练表格基础模型，输入前Z-score标准化，集成估计次数=4、低内存推断（特征>100时按方差降至前100）。所有模型采用相同训练样本与5折分层交叉验证划分。

为验证Boruta+TabPFN相对于经典线性建模路径的增量价值，本研究引入LR+LASSO作为"线性筛选＋线性分类"基线：先以带L1惩罚的交叉验证Logistic回归［LogisticRegressionCV，liblinear，Cs=logspace(–4,2,30)，5折ROC择优，平衡权重，max_iter=2 000］筛选非零系数特征（最终保留14项），再在所选特征上以L2正则Logistic回归（C=1.0，lbfgs，平衡权重，max_iter=2 000）完成分类[16]。Boruta+TabPFN则使用Boruta筛选出特征后再由TabPFN分类。两种方法均以训练集5折折外预测（out–of–fold predictions, OOF）学得"目标召回"阈值（target_recall=0.80），并固定应用于独立测试集，以避免信息泄露。

1.5 评价指标、阈值策略与解释方法

在5折交叉验证和独立测试集中，采用准确率（accuracy, ACC）、精确率（precision）、召回率（recall）、特异度（specificity）、曲线下面积（area under curve, AUC）、假阳性率（false positive rate, FPR）和假阴性率（false negative rate, FNR）评估模型效能。其中，准确率为全部样本中被正确分类的比例；精确率为被预测为MCIc的样本中真实MCIc所占比例；召回率（即敏感度）为全部真实MCIc中被正确识别的比例；特异度为全部真实MCInc中被正确识别的比例；AUC为受试者工作特征曲线下面积，反映与阈值无关的整体风险排序能力；假阳性率为真实MCInc中被误判为MCIc的比例；假阴性率（漏判率）为真实MCIc中被误判为MCInc的比例。

对于可解释性分析，本研究采用沙普利加性解释（SHapley Additive exPlanations, SHAP）方法量化各特征对模型输出的贡献。由于TabPFN不属于树模型或线性模型，缺乏可直接用于TreeSHAP的显式结构，在小样本高维数据上直接使用模型无关解释方法存在计算成本高、结果波动大的问题，因此本研究在与TabPFN相同的Boruta筛选特征上训练随机森林代理解释器（300棵决策树，n_estimators=300，不限最大深度，max_depth=None，平衡类别权重，随机种子42），并基于TreeExplainer计算特征贡献值[17]。该解释用于刻画"Boruta筛选特征空间中的主要判别信号"，不等同于TabPFN内部参数机制；最终预测性能仍以TabPFN在独立测试集上的结果为准。而在依赖性分析中，为在控制图幅的同时聚焦贡献最大的结构信号，本研究选取SHAP绝对平均值排名前4位的特征绘制SHAP依赖性散点图，以精细刻画其与模型输出之间的局部依赖关系。

2 实验结果

2.1 Boruta特征筛选结果

经Boruta筛选，从1 481项特征中确认保留17项关键特征，按所涉脑区可归纳为3类。①皮层下结构：左侧海马体积与体素数、左侧杏仁核体积与体素数；②颞叶皮层厚度：双侧颞上沟（bankssts_thickness、Destrieux图谱）、左侧颞下沟、左侧颞

下回皮层厚度；③顶叶皮层厚度：左侧楔前叶（含DKT分区）、左侧顶下小叶（含DKT分区）、左侧顶下沟皮层厚度。

图 2按随机森林重要性得分降序展示了上述17项特征的排序情况。由图可见，排序靠前的特征包括左侧海马体素数、左侧杏仁核体素数及体积、左侧颞上沟皮层厚度及左侧顶下小叶皮层厚度（DKT）等。

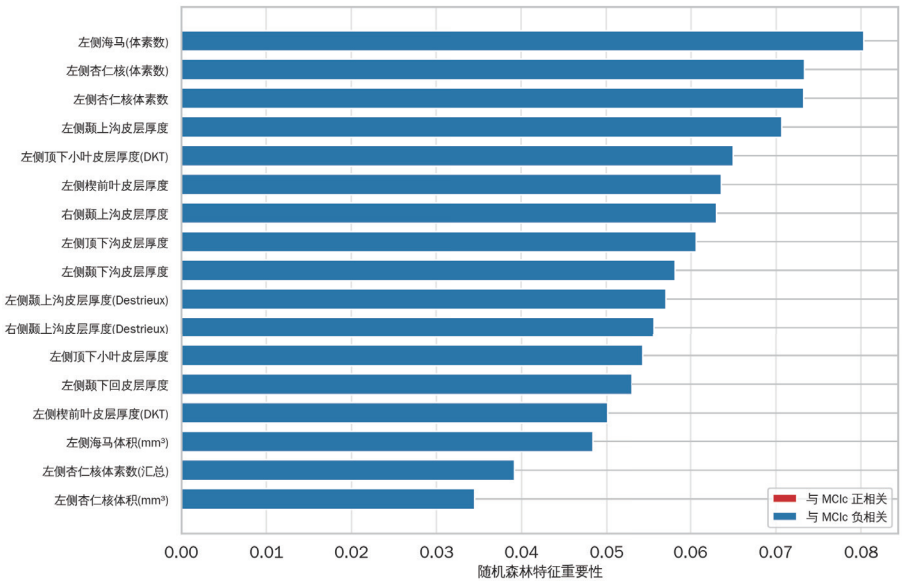


图 2 Boruta选中特征的重要性排序

注：MCIc为转化型轻度认知障碍。

2.2 特征空间分布变化与交叉验证性能

主成分投影结果显示，原始1 481项特征在二维空间中仍存在较明显重叠；经Boruta筛选后，MCIc、MCInc两类样本沿第一主成分方向的分离趋势增强，类内分布更趋收敛，见图 3。该变化并非仅由降维可视化带来，而是提示特征筛选在一定程度上重组了判别信息。筛选前，MCIc与MCInc样本在原点附近及多侧区域重叠较多，说明原始高维特征中混杂了较多方向不一致的弱信号；筛选后，MCInc样本更多聚集于左侧，MCIc样本相对偏向右侧，提示保留下来的17项特征能够在低维空间中重建相对稳定的风险梯度。

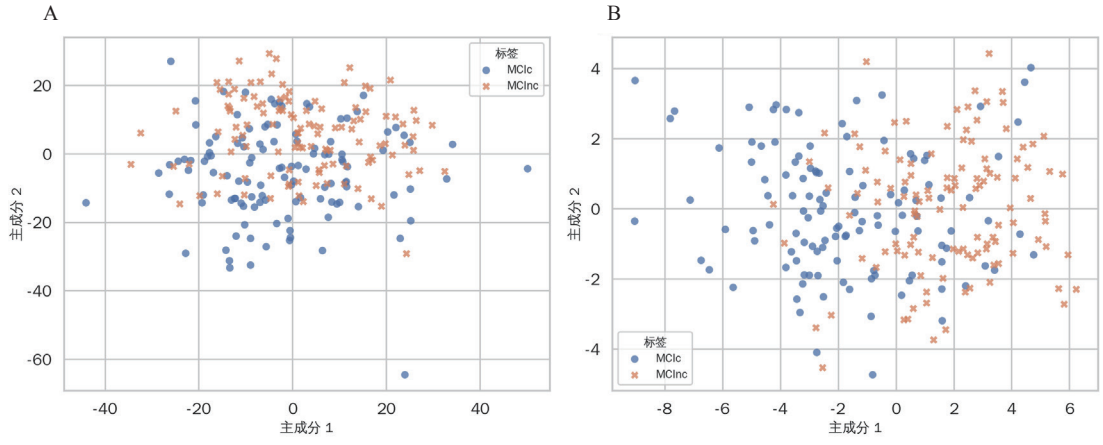


图 3 Boruta筛选前后特征空间主成分分布对比 A为Boruta筛选前；B为Boruta筛选后

注：MCIc为转化型轻度认知障碍；MCInc为非转化型轻度认知障碍。

4种模型经Boruta筛选后性能均呈现不同程度的改善，见表1。SVM在准确率、特异度和精确率方面提升明显，提示当噪声变量被压缩后，依赖判别边界的模型更易形成清晰分类边界；TabPFN的准确率、召回率、特异度、精确率均同步提升，且假阴性率下降，说明特征筛选使其更容易围绕有效结构信号形成稳定判断。XGBoost和LightGBM亦有改善，但幅度相对有限。

表1 5折交叉验证中4种模型在Boruta筛选前后的性能比较

模型	准确率		召回率		特异度		精确率		假阳性率		假阴性率	
	筛选前	筛选后	筛选前	筛选后	筛选前	筛选后	筛选前	筛选后	筛选前	筛选后	筛选前	筛选后
SVM	0.713	0.768	0.714	0.731	0.711	0.803	0.720	0.804	0.289	0.197	0.286	0.269
XGBoost	0.700	0.730	0.697	0.715	0.701	0.744	0.717	0.748	0.299	0.256	0.303	0.285
LightGBM	0.696	0.734	0.697	0.731	0.693	0.735	0.708	0.749	0.307	0.265	0.303	0.269
TabPFN	0.696	0.763	0.689	0.731	0.701	0.794	0.708	0.804	0.299	0.206	0.311	0.269

注：SVM为支持向量机；XGBoost为极端梯度提升；LightGBM为轻量级梯度提升；TabPFN为表格先验数据拟合网络。

Boruta筛选后各模型的性能增益热图见图4；Boruta筛选后4种模型核心指标分组柱状图见图5。由图可见，TabPFN在筛选后各指标提升较为均衡，尤其在精确率和特异度方面改善明显；SVM在特异度与精确率方向的增益相对更大。

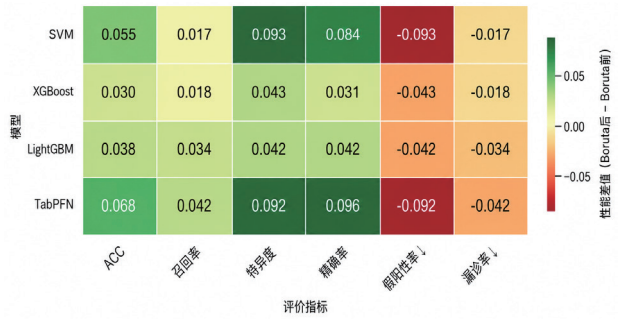


图4 Boruta筛选后各模型的性能增益热图

注：SVM为支持向量机；XGBoost为极端梯度提升；LightGBM为轻量级梯度提升；TabPFN为表格先验数据拟合网络。

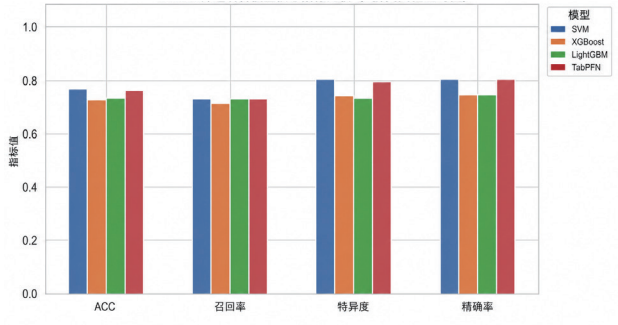


图5 Boruta筛选后4种模型核心指标分组柱状图

注：SVM为支持向量机；XGBoost为极端梯度提升；LightGBM为轻量级梯度提升；TabPFN为表格先验数据拟合网络。

2.3 SHAP特征贡献分析

表2按SHAP绝对平均值降序列出了Boruta选中的17项特征并给出了相应的结构学解释。

SHAP全局特征贡献排序见图6。高贡献特征主要分布于海马、杏仁核、颞叶及顶叶等区域。

SHAP蜂群图展示了各特征对风险的作用方向，见图7。海马、杏仁核及颞叶厚度相关指标在不同取值区间表现出不同方向和强度的贡献，提示MCI转化风险并非单一指标线性累加，而是多脑区结构变化共同形成的风险表型。

SHAP绝对平均值排名前4位特征的依赖性散点图见图8。前列特征的SHAP依赖关系并不服从简单线性模式。部分体积指标的SHAP值随取值变化而逐步升高，其风险推动作用相对更直接；而皮层厚度类指标则在不同取值区间存在贡献折转，提示模型在某些阈值附近提高了对风险变化的敏感性。

2.4 独立测试集预测性能

在完成训练阶段5折交叉验证后，将Boruta筛选后的17项特征输入4种分类模型，并在独立测试集中进一步检验其外推表现。4种模型在独立测试集上的预测性能见表3。由表可见，SVM准确率略高，为0.773，TabPFN准确率次之，为0.765，两者假阴性率一致，均为0.200；与SVM相比，TabPFN的优势主要体现在AUC最高，达到0.823，说明其对样本风险概率排序的整体能力更强。

LR+LASSO与Boruta+TabPFN的独立测试集混淆矩阵对比见图9。

表 2 Boruta 选中特征（按 SHAP 绝对平均值降序排列）及其结构学解释

特征名称	结构学解释	SHAP 绝对平均值
左侧海马体积（mm³）	值降低提示海马萎缩，是 AD 转化的核心结构标志；与记忆编码功能下降高度相关	0.036
左侧海马（体素数）	海马体积减少与情景记忆损害及 MCIc 风险显著相关，为边缘系统退行性变化的关键指标	0.036
右侧颞上沟皮层厚度	颞上沟变薄提示颞叶皮层退行性改变，与语言处理及听觉记忆功能下降相关	0.034
左侧颞下回皮层厚度（DKT）	颞下回萎缩与视觉命名及语义记忆损害相关，是颞叶退变的早期影像学标志	0.033
左侧颞上沟皮层厚度	左侧颞上沟变薄提示早期颞叶皮质萎缩，参与语言及社会认知加工	0.032
左侧颞下沟皮层厚度（Destrieux）	颞叶内侧皮层萎缩的精细化指标，提示颞叶底面退行性改变	0.028
左侧楔前叶皮层厚度（DKT）	楔前叶为默认模式网络核心节点，变薄与情景记忆提取及认知储备下降相关	0.027
左侧杏仁核体积（mm³）	杏仁核萎缩与情绪记忆损害及 AD 进展显著相关，是边缘系统退行性变化的重要标志	0.027
左侧杏仁核（体素数）	杏仁核体积减少在 MCI 向 AD 转化中常见，反映内侧颞叶系统整体退行程度	0.026
左侧顶下沟皮层厚度（Destrieux）	顶叶皮层萎缩与空间认知及执行功能下降相关，提示顶叶网络受累	0.026
左侧顶下小叶皮层厚度	顶下小叶参与注意与空间整合，变薄提示顶叶联合皮层受累	0.024
右侧颞上沟皮层厚度（Destrieux）	右半球颞上沟变薄，反映双侧颞叶皮层的对称性退变趋势	0.023
左侧顶下小叶皮层厚度（DKT）	与上一指标互为不同图谱测量，进一步支持顶下小叶的退行信号	0.021
左侧颞上沟皮层厚度（Destrieux）	Destrieux 图谱下的颞上沟测量，补充颞叶皮层精细退变信息	0.021
左侧杏仁核体素数（汇总）	与杏仁核体积测量一致，反映边缘系统结构容量下降	0.020
左侧杏仁核体素数	杏仁核体素计数指标，进一步刻画内侧颞叶萎缩	0.017
左侧楔前叶皮层厚度	默认模式网络后部节点变薄，提示后扣带–楔前叶通路受累	0.012

注：SHAP 为沙普利加性解释；AD 为阿尔茨海默病；MCIc 为转化型轻度认知障碍；MCI 为轻度认知障碍。

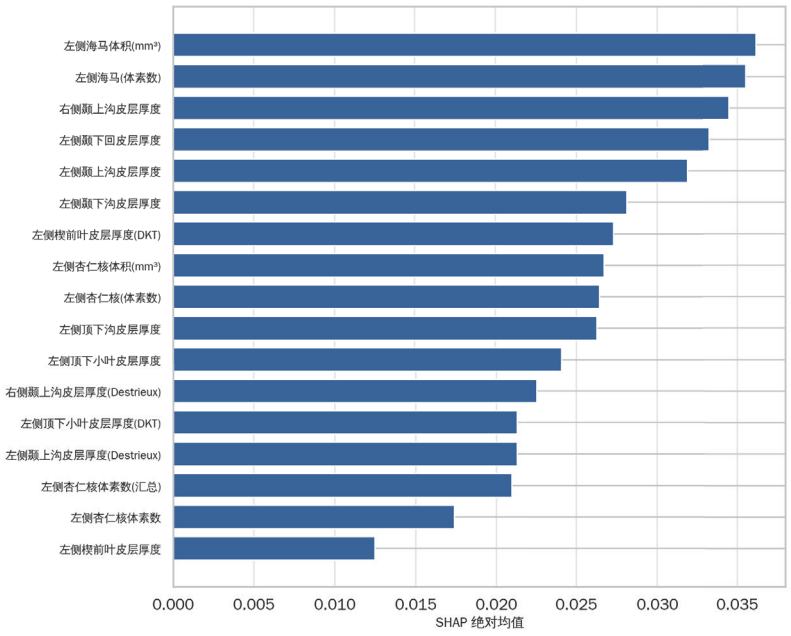


图 6 SHAP 全局特征贡献排序

注：SHAP 为沙普利加性解释。

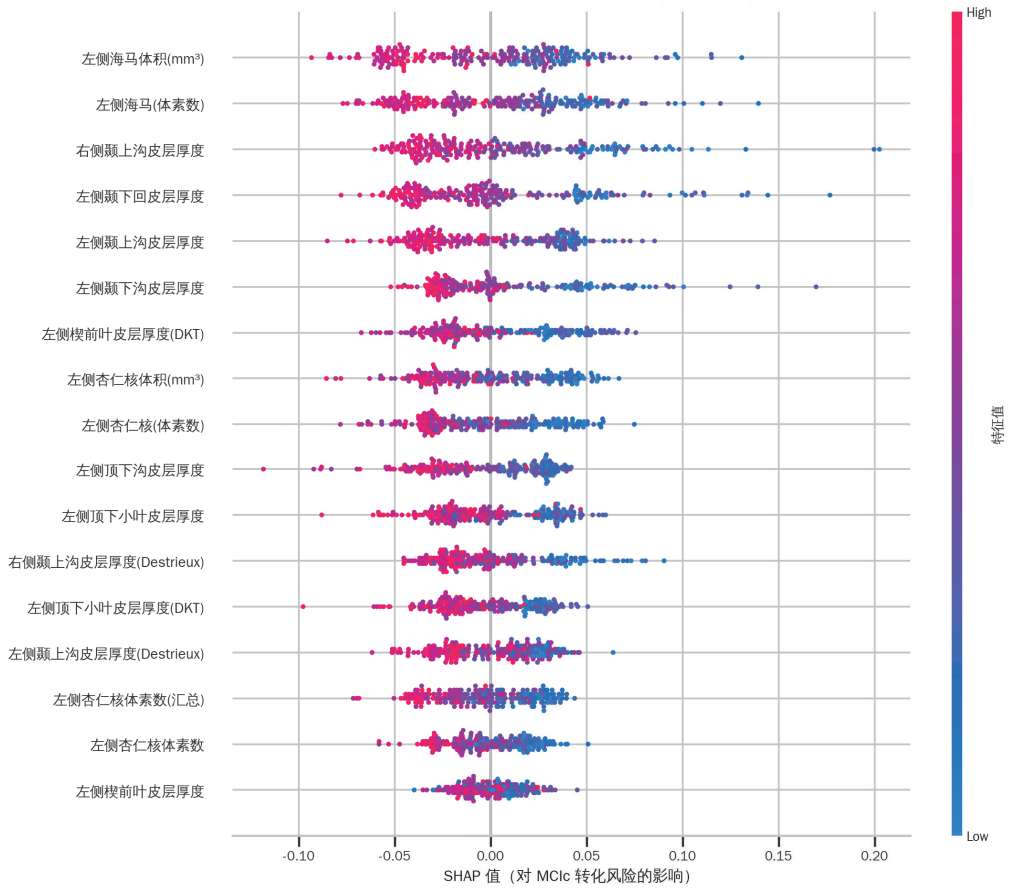


图 7　Boruta 选中特征的 SHAP 蜂群图

注：SHAP 为沙普利加性解释；MCIc 为转化型轻度认知障碍。

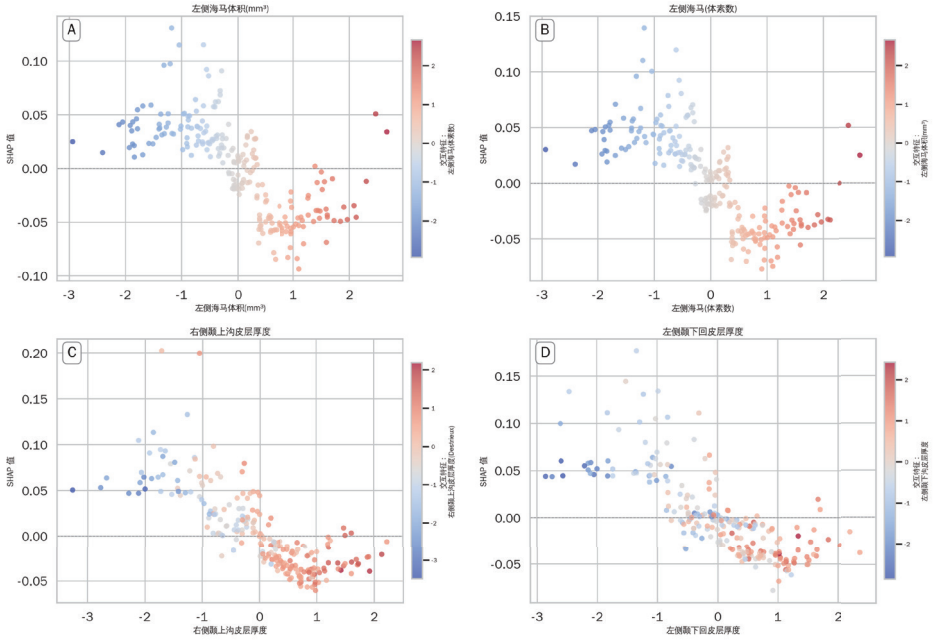


图 8　SHAP 绝对平均值前 4 位特征的依赖性散点图　A 为左侧海马体积（mm^3）；B 为左侧海马（体素数）；C 为右侧颞上沟皮层厚度；D 为左侧颞下回皮层厚度

注：SHAP 为沙普利加性解释。

表 3 经 Boruta 筛选后 4 种模型在独立测试集上的预测性能比较

模型	准确率	召回率	特异度	精确率	AUC	假阳性率	假阴性率
SVM	0.773	0.800	0.746	0.762	0.794	0.254	0.200
XGBoost	0.689	0.667	0.712	0.702	0.800	0.288	0.333
LightGBM	0.706	0.667	0.746	0.727	0.772	0.254	0.333
TabPFN	0.765	0.800	0.729	0.750	0.823	0.271	0.200

注：AUC 为曲线下面积；SVM 为支持向量机；XGBoost 为极端梯度提升；LightGBM 为轻量级梯度提升；TabPFN 为表格先验数据拟合网络。

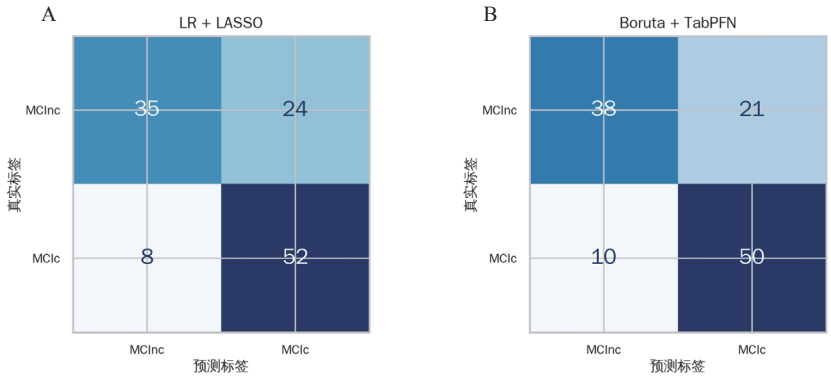


图 9 独立测试集混淆矩阵对比 A 为 LR+LASSO；B 为 Boruta+TabPFN

注：LR 为 Logistic 回归；LASSO 为最小绝对收缩与选择算子；TabPFN 为表格先验数据拟合网络；MCIc 为转化型轻度认知障碍；MCInc 为非转化型轻度认知障碍。

2.5 Boruta+TabPFN 与线性基线 LR+LASSO 的对比

LR+LASSO 与 Boruta+TabPFN 在独立测试集上的性能比较见表 4。由表可见，Boruta+TabPFN 在准确率（0.740 *vs.* 0.731）、精确率（0.704 *vs.* 0.684）、特异度（0.644 *vs.* 0.593）和 AUC（0.823 *vs.* 0.815）方面均优于 LR+LASSO，说明其整体判别平衡性和概率排序能力更好。需要同时指出，LR+LASSO 在目标召回阈值下召回率更高（0.867 *vs.* 0.833）、假阴性率更低（0.133 *vs.* 0.167），但其假阳性率明显更高（0.407 *vs.* 0.356），提示该线性基线更倾向于将样本判为 MCIc，从而以更多假阳性换取更高敏感度。

表 4 LR+LASSO 与 Boruta+TabPFN 独立测试集性能比较

方法	筛选特征数	阈值	准确率	精确率	召回率	特异度	AUC	假阳性率	假阴性率
LR + LASSO	14	0.258	0.731	0.684	0.867	0.593	0.815	0.407	0.133
Boruta + TabPFN	17	0.353	0.740	0.704	0.833	0.644	0.823	0.356	0.167

注：LR 为 Logistic 回归；LASSO 为最小绝对收缩与选择算子；TabPFN 为表格先验数据拟合网络；AUC 为曲线下面积。

两种方法的 SHAP 特征重要性对比见图 10。LR+LASSO 更强调双侧颞上沟、内嗅皮层、扣带峡部和颞叶厚度等线性贡献较明显的特征；Boruta+TabPFN 对应的代理解释则突出海马、杏仁核、颞叶和顶叶相关指标。

3 讨论

本研究基于 ADNI 结构 MRI 数据，系统考察了 Boruta 筛选、TabPFN 建模与 SHAP 解释三者结合后的应用价值。本研究结果可归纳如下：① Boruta 筛选后两类样本在主成分空间中的分离趋势明显增强，且多数模型在交叉验证中的性能均有所提升，说明 Boruta 有助于压缩高维结构 MRI 特征中的冗余信息并提高判别信息集中性；②基于 Boruta 筛选特征构建的 TabPFN 在独立测试集中取得较高 AUC，并在保持较高召回率的同时维持较低假阴性率，提示其能够有效用于 MCI 转化风险预测，尤其适合以风险排序和漏判控制为重点的筛查场景；③ SHAP 代理解释显示高贡献特征主要集中于海马、杏仁核、颞叶及顶叶等脑区，说明模型判别依据具有良好的神经解剖学可解释性，且 MCI 转化风险体现为多脑区结构变化的协同效应；④与 LR+LASSO 线性

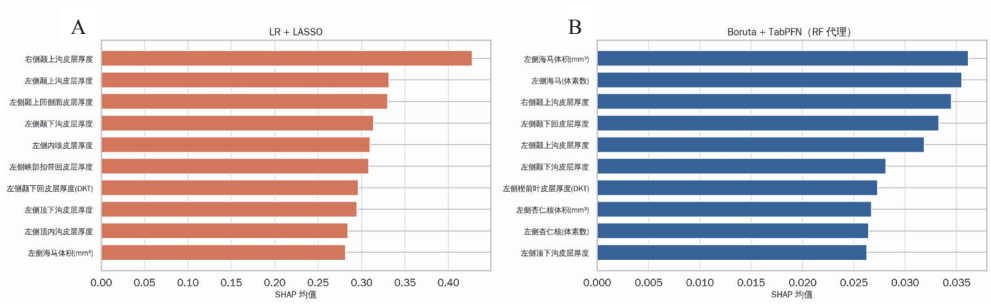


图10 LR+LASSO与Boruta+TabPFN的SHAP特征重要性对比 A为LR+LASSO；B为Boruta+TabPFN

注：LR为Logistic回归；LASSO为最小绝对收缩与选择算子；TabPFN为表格先验数据拟合网络；SHAP为沙普利加性解释。

基线相比，Boruta+TabPFN在准确率、精确率、特异度及AUC方面整体表现更优，尽管LR+LASSO在目标召回阈值下召回率略高，但其假阳性率亦相对较高，提示Boruta+TabPFN在风险判别中具有更均衡的综合性能。上述结果共同支持将Boruta+TabPFN作为一种适用于小样本结构MRI风险分层任务的非线性建模路径。

结合特征空间分布与脑区含义分析，主成分空间分离度的提高并非仅由降维可视化带来，而提示特征筛选在一定程度上重组了判别信息：筛选后保留的17项特征能够在低维空间中重建相对稳定的风险梯度，且这些特征同时涉及皮层下结构改变（海马、杏仁核萎缩）与皮层形态变化（颞叶、顶叶皮层厚度降低）两个维度的协同异常。这提示在稳定识别MCI转化风险时不能仅关注海马单一区域，而应同时纳入颞叶、顶叶及边缘系统的综合信息；Boruta可作为高维结构MRI特征进入非线性模型前的重要降维步骤。

从模型层面看，SVM、LightGBM、XGBoost和TabPFN对Boruta筛选的响应存在差异。当噪声变量被压缩后，依赖判别边界的SVM更易形成清晰分类边界，故其在准确率、特异度方面提升明显；TabPFN则在筛选后更容易围绕有效结构信号形成稳定判断，AUC最高且召回率和假阴性率与SVM一致，提示其对风险概率排序的综合能力更强。由此可见，Boruta带来的收益并非表现为某一模型“全面最高”，而是通过重整输入特征使不同模型依据自身机制产生差异化响应。考虑到独立测试集样本量仍有限，单一阈值下的准确率、精确率或特异度可能受少数样本影响而波动，因此本研究不将“所有离散指标最高”作为最终模型选择标准，而是结合AUC、召回率和假阴性率综合判断。从医学筛查角度看，MCI转化风险预测更重视高风险个体的早期识别和漏判控制，TabPFN在保持较高召回率与较低漏判率的同时取得最高AUC，且其小样本表格先验与Boruta非线性筛选路径相匹配，故本研究将Boruta+TabPFN作为重点模型进行解释和讨论。

从特征筛选角度看，Boruta通过比较原始特征与随机化影子特征的重要性来判断变量有效性，不需要预设特征与结局之间的线性关系，因此更适合与TabPFN等非线性模型结合。LR+LASSO对比实验显示，线性基线在目标召回阈值下可获得较高召回率，但其特异度和精确率较低，说明其更偏向于牺牲非转化样本识别来提高敏感度；Boruta+TabPFN则在准确率、精确率、特异度和AUC方面更优，表现出更均衡的风险判别能力。两种方法均识别出内侧颞叶和颞叶皮层的重要作用，但Boruta保留了更多与杏仁核和顶叶网络相关的非线性特征，提示非线性筛选有助于补充线性稀疏模型未充分保留的结构风险信号。综合而言，相对于LR+LASSO这一经典线性基线，Boruta+TabPFN的优势并不表现为所有指标全面占优，而主要体现在特征筛选假设更符合非线性模型、概率排序能力更高、整体误判平衡更好以及解释结果覆盖更广泛的脑区结构信号，这提示在MCI转化风险预测中应结合任务目标和临床筛查需求评价模型，而非仅以单项指标决定模型优劣。对于筛查场景而言，召回率固然重要，但若假阳性过多也可能增加后续随访、检查和心理负担，因此本研究就将Boruta+TabPFN定位为具有更好平衡性的非线性模型路径，而非绝对替代LR+LASSO。

关于SHAP解释，本研究采用随机森林作为代理解释器而非直接解释TabPFN内部结构，是出于方法可行性和稳定性的考虑。需要强调的是，该解释反映的是Boruta筛选特征空间中的稳定判别信号，而非TabPFN的全部内部机制，其价值在于帮助研究者将模型输出与可理解的脑结构风险证据相联系，

从而提高结果的临床可读性[18]。结合全局排序与依赖关系可见，不同特征虽均具较高重要性，但其推动风险进入正向SHAP区域的方式并不一致，提示MCI转化风险并非单一指标的线性累加，而是多脑区结构变化共同形成的风险表型。

SHAP代理解释结果显示，高贡献特征主要分布于海马、杏仁核、颞叶、顶叶及边缘系统相关区域，与AD进展过程中常见的受累网络基本一致。已有研究表明，海马和杏仁核萎缩与记忆及情绪记忆功能受损有关[2,19]，其中杏仁核萎缩在AD早期即已出现，且与认知损害严重程度相关[19]。本研究结果支持MCI转化风险并非由单一脑区决定，而是由多脑区轻至中度结构改变累积形成的风险表型。

本研究仍存在一定局限性。首先，尽管独立测试集扩大至119例，但仍属于单数据库有限样本，且尚未纳入外部中心验证；其次，Boruta筛选结果可能受样本构成、随机种子和特征相关结构影响，17项特征应理解为本研究条件下的有效特征组合，而非固定不变的最终生物标志物；再次，SHAP解释采用随机森林代理模型，能够提供稳定的特征空间解释，但不能完全等同于TabPFN内部推理过程。既往关于MCI向AD进展预测的系统综述[20–21]也指出，样本量不足、数据划分差异和外部验证不足是影响机器学习模型可重复性的重要因素。后续研究应扩大样本来源、引入外部验证、开展多次重复划分或置信区间评估，并结合纵向随访特征验证模型稳定性。

总体而言，Boruta+TabPFN组合能够在不依赖线性假设的前提下压缩高维结构MRI特征，并在有限样本条件下实现较稳定的风险排序与漏判控制，同时结合SHAP解释将判别信号映射至具有神经解剖学意义的脑区，为MCI转化风险评估提供了一种兼具非线性建模能力与可解释性的结构MRI分析路径。

利益冲突：作者声明没有利益冲突。

[参 考 文 献]

[1] 赵元元, 王海洋.《阿尔茨海默病源性轻度认知障碍诊疗中国专家共识2024》解读及外科治疗新进展[J]. 浙江医学, 2025, 47(14): 1462–1465, 1487.

[2] 许浒, 王思雅, 徐凤翎, 等. 轻度认知障碍患者海马亚区体积与网络属性改变及其对认知功能恶化的预测价值[J]. 中华神经科杂志, 2025, 58(11): 1179–1188.

[3] Alchalabi T, Lodhi T I. Mild cognitive impairment[M]// Diseases of the Mind. Topics in Geriatric Care. Singapore: Springer, 2024 :49–55.

[4] Ashburner J, Friston K J. Voxel–based morphometry: the methods[J]. Neuroimage, 2000, 11(6): 805–821.

[5] Kursa M B, Jankowski A, Rudnicki W R. Boruta: a system for feature selection[J]. Fundamenta Informaticae, 2010, 101(4): 271–285.

[6] 饶文康, 黄介武, 陈星悦, 等. 高维数据下基于Boruta–RFE算法的特征选择研究[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(8): 52–58.

[7] Hollmann N, Müller S, Eggensperger K, et al. TabPFN: a transformer that solves small tabular classification problems in a second[PP/OL]. V6. arXiv(2023–09–16)[2026–05–06]. https://arxiv.org/abs/2207.01848.

[8] Landau S M, Harrison T M, Baker S L, et al. Positron emission tomography harmonization in the Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative: a scalable and rigorous approach to multisite amyloid and tau quantification[J]. Alzheimer's & Dementia, 2025, 21(1): e14378.

[9] Weiner M W, Kanoria S, Miller M J, et al. Overview of Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative and future clinical trials[J]. Alzheimer's & Dementia, 2025, 21(1): e14321.

[10] Okonkwo O C, Rivera–Mindt M, Weiner M W, et al. Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative: two decades of pioneering Alzheimer's disease research and future directions[J]. Alzheimer's & Dementia, 2025, 21(1): e14186.

[11] FreeSurfer. FreeSurfer v 7.4.1[EB/OL]. [2026–05–06]. https://surfer.nmr.mgh.harvard.edu/fswiki.

[12] Garrafiel F N, Vidaletti V V, Soder R B, et al. Association between hippocampal volume and visual classification of hippocampal atrophy: an MRI study[J]. Alzheimer's & Dementia, 2024, 20(2): e091516.

[13] Cortes C, Vapnik V. Support–vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20: 273–297.

[14] Chen T, Guestrin C. XGBoost: a scalable tree boosting system[C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. ACM. 2016: 785–794.

[15] Ke G, Meng Q, Finley T, et al. LightGBM: a highly efficient Gradient Boosting Decision Tree[C/OL]//Advances in Neural Information Processing Systems 30 (NIPS 2017), 2017. https://papers.nips.cc/paper_files/paper/2017/file/6449f44a102fde848669bdd9eb6b76fa–Paper.pdf.

[16] Tibshirani R. Regression shrinkage and selection via the lasso[J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), 1996, 58(1): 267–288.

[17] Davoudabadi M J, Tidswell J, Muller S, et al. The Lasso distribution: properties, sampling methods, and applications in Bayesian Lasso regression[PP/OL]. V3. arXiv(2025–08–15)[2026–05–06]. https://arxiv.org/abs/2506.07394.

[18] Grammenos G, Vrahatis A G, Vlamos P, et al. Predicting the conversion from mild cognitive impairment to Alzheimer's disease using an explainable AI approach[J]. Information, 2024, 15(5): 249

[19] Poulin S P, Dautoff R, Morris J C, et al. Amygdala atrophy is prominent in early Alzheimer's disease and relates to symptom severity[J]. Psychiatry Research: Neuroimaging, 2011, 194(1): 7–13.

[20] Grueso S, Viejo–Sobera R. Machine learning methods for predicting progression from mild cognitive impairment to Alzheimer's disease dementia: a systematic review[J]. Alzheimer's Research & Therapy, 2021, 13: 162.

[21] Ansart M, Epelbaum S, Bassignana G, et al. Predicting the progression of mild cognitive impairment using machine learning: a systematic, quantitative and critical review[J]. Medical Image Analysis, 2021, 67: 101848.