

基于藏医药性理论与机器学习的甘味饮食营养素特征筛选与预测研究

仁增加¹, 多杰才旦¹, 万玛措¹, 娘加本¹, 周则加¹, 冷本扎西³, 切羊让忠^{1*}, 尼玛才让^{2*}

1. 青海大学藏医学院, 藏医养生与公共健康研究室, 青海 西宁 810016

2. 青海省藏医院, 金针肽尔玛科, 青海 西宁 810099

3. 青海师范大学, 藏语智能全国重点实验室, 青海 西宁 810008

摘要: **目的** 旨在将传统藏医药性理论与现代机器学习方法相结合, 构建基于营养素特征的藏医饮食甘味预测模型, 为藏医药性理论的现代化解读提供科学依据。 **方法** 系统梳理藏医药经典文献与现代食物营养数据, 构建包含 786 种食物的藏医饮食数据库。通过递归特征消除和五折交叉验证 (recursive feature elimination and five-fold cross-validation, FRECV), 筛选关键营养特征变量, 并基于 7 种机器学习算法构建甘味预测模型。采用 CatBoost 最佳模型联合 SHAP 解释框架分析特征重要性与模型预测机制, 验证模型的解释性与个体化预测能力。 **结果** 从 29 种营养素中最终筛选出了 8 个核心特征, 其中矿物质元素 (铁、钙、钠、磷、钾) 占比 62.5%, 表明矿物质在甘味食物分类中具有重要作用。CatBoost 模型在多项性能指标上表现最优, 测试集曲线下面积 (area under curve, AUC) 值达 0.78, 准确率 0.83, 召回率 1.00。SHAP 分析显示钙和铁为影响甘味分类的最关键因素, 并揭示矿物质特征间存在协同与拮抗效应。决策路径分析表明, 模型具备良好的特征分层识别与个体化预测能力。 **结论** 首次通过机器学习方法系统解析藏医甘味食物的营养特征, 验证矿物质元素在“土水生甘”理论中的关键作用, 为藏医饮食“味性化味”理论提供现代科学依据。所构建的甘味预测模型具备良好的泛化性能和可解释性, 为高原地区膳食优化、藏医药食同源功能食品设计提供理论基础和技术支撑。未来研究将结合多模态数据和临床试验, 进一步提升模型的实用性与精准干预能力。

关键词: 藏医药性理论; 甘味预测; 机器学习; SHAP 解释; 营养素特征

中图分类号: TP18; R285.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-2670(2025)12-4345-08

DOI: 10.7501/j.issn.0253-2670.2025.12.018

Screening and prediction of nutritional characteristics of sweet taste diet based on Tibetan medicine property theory and machine learning

REN Zengjia¹, DUOJIE Caidan¹, WAN Macuo¹, NIANGJIA Ben¹, ZHOU Zejia¹, LENG Benzaxi³, QIEYANG Rangzhong¹, NIMA Cairang²

1. Tibetan Medicine Health Preservation and Public Health Research Office, College of Tibetan Medicine, Qinghai University, Xining 810016, China

2. Jin Zhen Piter Ma Department, Qinghai Tibetan Medicine Hospital, Xining 810099, China

3. National Key Laboratory of Tibetan Language Intelligent Processing, Qinghai Normal University, Xining 810008, China

Abstract: **Objective** This study aims to combine traditional Tibetan medicine property theory with modern machine learning methods to construct a Tibetan dietary sweet taste prediction model based on nutritional characteristics, providing scientific evidence for the scientific modernization of Tibetan medicine property theory. **Methods** A Tibetan dietary database containing 786 foods was constructed by systematically reviewing classic Tibetan medicine literature and modern food nutrition data. Key nutritional feature variables were screened through recursive feature elimination and five-fold cross-validation (RFECV), and sweet taste prediction models were constructed based on seven machine learning algorithms. The feature importance and model prediction mechanism were

收稿日期: 2025-03-19

基金项目: 国家社科冷门绝学专项学术团队项目 (23VJXT026); 国家自然科学基金青年项目 (62206146); 青海省科技厅青年项目 (2023-ZJ-991Q)

作者简介: 仁增加, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为藏医养生与公共健康研究。E-mail: renzeng003@163.com

*通信作者: 切羊让忠, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为藏医药理学。E-mail: 757941739@qq.com

尼玛才让, 男, 硕士, 副主任医师, 研究方向为藏医外治学。E-mail: 771995921@qq.com

analyzed using the CatBoost optimal model combined with the SHAP interpretation framework to verify the interpretability and individualized prediction capability of the model. **Results** Eight core features were ultimately selected from 29 nutrients, with mineral elements (iron, calcium, sodium, phosphorus, potassium) accounting for 62.5%, indicating that minerals play an important role in the classification of sweet-tasting foods. The CatBoost model performed best on multiple performance metrics, with an area under curve (AUC) value of 0.78, accuracy of 0.83, and recall of 1.00 on the test set. SHAP analysis showed that calcium and iron were the most critical factors affecting sweet taste classification, and revealed synergistic and antagonistic effects between mineral features. Decision path analysis indicated that the model has good feature hierarchical recognition and individualized prediction capabilities. **Conclusion** This study systematically analyzed the nutritional characteristics of Tibetan sweet-tasting foods through machine learning methods for the first time, verifying the key role of mineral elements in the “earth and water produce sweetness” theory, providing modern scientific evidence for the Tibetan dietary “flavor-nature transforms flavor” theory. The constructed sweet taste prediction model has good generalization performance and interpretability, providing a theoretical foundation and technical support for dietary optimization in plateau regions and the design of functional foods with the same source of medicine and food in Tibetan medicine. Future research will combine multimodal data and clinical experiments to further enhance the practicality and precision intervention capabilities of the model.

Key words: Tibetan medicine property theory; sweet taste prediction; machine learning; SHAP interpretation; nutritional characteristic

藏医学六味理论是指导藏医饮食搭配和辨别饮食的核心内容,亦是构建三化味、八性、十七效等药性体系的基础^[1]。依据藏医学五源学说,五源(土、水、火、风、空)通过不同配比组合,衍生出六味理论体系。其中,土与水 2 种元素的协同交融形成甘味。藏医理论强调饮食的性质与功效主要由六味属性决定,而甘味作为六味之首^[2],其内涵远超感官层面的甜味,更强调安隆清热、增盛培根的性效特征。现代营养学研究证实,甘味食物中的蛋白质、脂肪等营养素确实有助于高原环境适应^[3]。当前,辨认藏医饮食六味面临双重挑战。传统上,藏医药六味判定依赖经验传承,无法适应现代饮食多元化发展,缺乏基于物质基础的客观分类标准,导致新型食物性能难以科学界定,直接影响高原居民膳食结构的精准优化。本研究通过机器学习方法建立甘味预测模型,融合传统经验与现代营养学指标,为藏医六味体系中甘味的识别提供客观、量化的评价手段,实现藏医饮食甘味的数字化表征与科学评估,为藏医药性理论的现代化解读与标准化建设提供了有力支撑。

1 材料与方法

1.1 数据库构建

以《藏医药经典文献集成丛书》^[4]为基础,开展系统性文献挖掘工作,系统搜集并整理 786 种饮食的六味、三化味、性能及功效关联数据,成功构建了首个多维度结构化藏医饮食数据库(登记号:2024SR0234658)。在此基础上,为进一步构建营养素预测藏医甘味模型,研究团队整合《中国食物成

分表(标准版)》^[5]、中国营养成分数据库(<https://www.nutridata.cn>)和美国农业部食品营养数据库(USDA FoodData Central, <https://fdc.nal.usda.gov>)等权威数据来源,全面收集各食物的营养成分数据。所采集数据涵盖 29 种营养元素,包括 6 种宏量营养素(水分、能量、蛋白质、脂肪、碳水化合物、膳食纤维)、11 种维生素[维生素 A、胡萝卜素、视黄醇、硫胺素、核黄素、烟酸、维生素 C、维生素 E-Total、维生素 E- α -E、维生素 E-(β + γ)-E、维生素 E- δ -E]、10 种矿物质元素(钙、磷、钾、钠、镁、铁、锌、硒、铜、锰)、2 种其他成分(胆固醇、灰分)等。

1.2 数据预处理

采用系统化流程处理藏医食物数据。首先,从文献中提取食物信息并确定其寒热属性与味性化味分类,经资深藏医专家审核确认。然后,依据《中国食物成分表(标准版)》^[5]第 1、2 册匹配各食物的营养成分数据,并使用 K 近邻算法(K-nearest neighbors algorithm, KNN)处理缺失值。对于统计偏斜度大于 2 或峰度大于 7 的特征,应用 PowerTransformer 转换为正态分布;对含异常值的特征采用基于中位数和四分位距的 RobustScaler 进行标准化。采用独热编码(One-hot encoding)实现传统经验数据的数字化表征,将具有甘味的食物标记为“1”,不具有甘味的食物标记为“0”,构建标准数值型特征矩阵。通过这一系列预处理步骤,最终形成规范化的结构化数据集,为后续模型训练提供了可靠的数据基础。

1.3 数据集划分和变量定义

以食物的“甘味”属性（1=甘味，0=非甘味）作为预测目标变量，经特征筛选得到的 8 个核心营养成分（蛋白质、水分、能量及铁、钙、钠、磷、钾等矿物质）作为模型的输入特征。运用 sklearn 库的 train_test_split 函数，将数据集按照 8：2 的比例划分为训练集与测试集，并通过设置 random_state 和 stratify 参数确保结果可复现性和类别分布平衡。

2 特征筛选与模型训练

2.1 特征筛选

通过递归特征消除(recursive feature elimination, RFE)算法，计算 7 种不同机器学习模型下的特征数量，并融合五折交叉验证(recursive feature elimination and five-fold cross-validation, FRECV)与复杂度惩罚机制($\lambda=0.01$)筛选最佳特征和实现双重优化。首先，利用 RFE 的逆向递归机制和多个机器学习算法逐层剔除对目标变量预测贡献低的特征，随后，通过交叉验证评估特征子集的泛化稳定性，同时引入复杂度惩罚项约束模型参数规模。该方法在保证预测精度的前提下，有效抑制过拟合风险，最终获得兼顾简洁性与判别力的最优特征集合，为高维数据分析提供可靠的变量筛选框架。

2.2 模型构建与训练

在模型构建过程中，采用 7 种不同的机器学习模型进行训练（训练集占 80%）与测试（测试集占 20%），包括随机森林(random forest, RF)、逻辑回归(logistic regression, LR)、梯度提升决策树(gradient boosted decision tree, GBDT)、XGBoost、LightGBM、CatBoost 及 AdaBoost。训练阶段使用五折交叉验证优化模型参数并进行初步性能评估，最终选择在 FRECV 中表现最优的模型配置，在测

试集进行独立验证，以评估其泛化能力。

2.3 模型评估方法

2.3.1 性能指标 为全面评价模型性能，采用了多项评价指标，包括准确率、精确率、召回率以及 F1 分数。此外，通过绘制受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve, ROC)并计算曲线下面积(area under curve, AUC)，对模型进行了深入验证。所得 AUC 值接近 1，表明模型在区分不同类别样本方面具有显著的鉴别能力。

2.3.2 特征重要性评估 运用 SHAP 解释器，对最佳模型的训练成果开展特征重要性可视化分析，深度探究营养素对甘味判定的影响机制。通过 SHAP 特征重要性得分，精准甄别出关键特征，清晰阐释各特征在模型预测中发挥的具体贡献度，显著提升模型的可解释性。这一评估结果为构建藏医饮食推荐系统筑牢数据根基，也为制定科学合理的营养优化策略提供可靠的数据支撑。

3 结果

3.1 藏医饮食“味性化味”分布

本研究分析了 786 种藏医常用食物的基本属性。结果（图 1）显示，甘味食物在六味分布中占主导地位，达 59.62%，具有滋补润肺功效；酸味食物占 8.61%，有开胃收敛作用；咸味食物占 11.29%，具有软坚散结、生火消食功效；苦味食物占 8.42%，具有清热解毒作用；辛味食物占 9.67%，具有疏通脉管、消食愈创功效；涩味食物占 2.39%，具有去腐生肌、润泽肌肤作用。在三化味中，甘味食物占 71.04%；酸味食物占 9.44%；苦化味占 19.52%。在三性理论中，平性食物占 34.10%，寒热兼治；热性食物占 27.48%，温热祛寒；寒性食物占 38.42%，清热解毒。

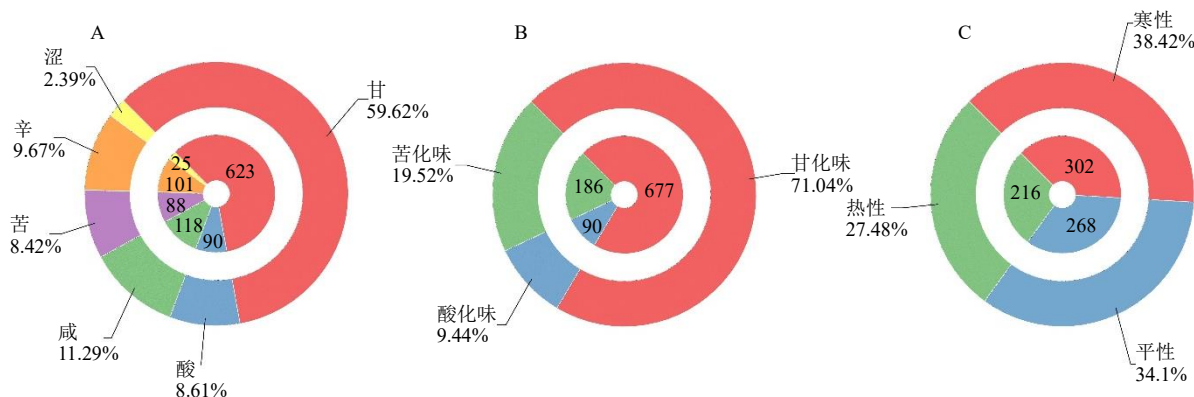


图 1 藏医饮食六味 (A)、三化味 (B)、三性 (C) 分布

Fig. 1 Distribution of six tastes (A), three post-digestive tastes (B), and three potencies (C) in Tibetan dietary medicine

3.2 特征筛选结果

采用 RFE 技术, 结合 FRECV 以及复杂度惩罚机制 ($\lambda=0.01$), 对 29 个营养素变量进行了特征选择, 如图 2 所示。随机森林模型下, FRECV 的 AUC 值显著提升, 随后增长趋势趋于平稳, 最

终确定 8 个最佳特征 (铁、能量、钙、钠、蛋白质、水分、磷、钾), 如图 3 所示。8 个核心特征中, 矿物质元素 (铁、钙、钠、磷、钾) 占据了 5 席, 揭示藏医甘味食物分类中, 矿物质组成可能较宏量营养素具有更为关键的影响。

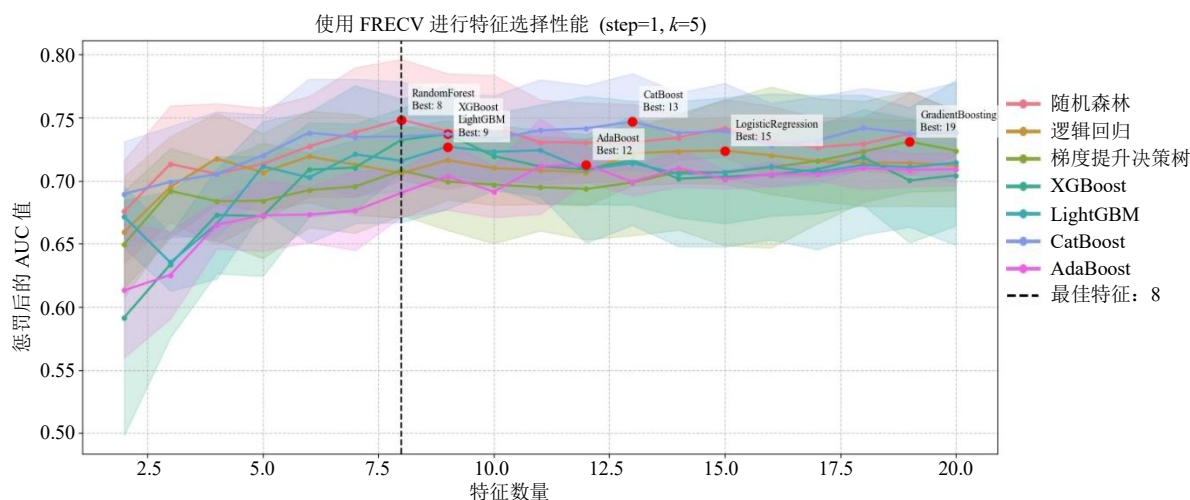


图 2 FRECV 框架下不同算法的特征选择性能分析

Fig. 2 Performance analysis of feature selection by different algorithms under FRECV framework

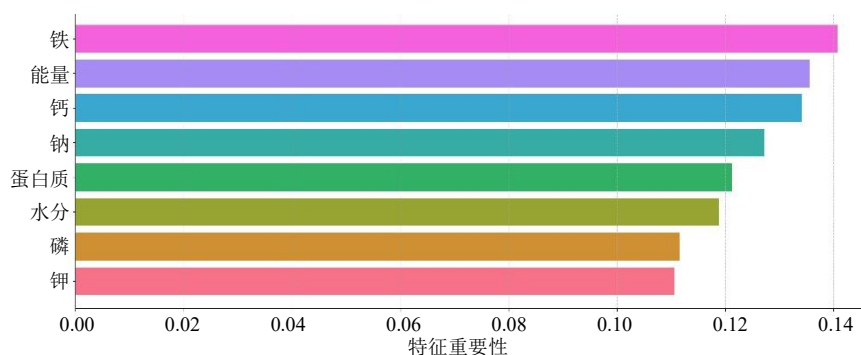


图 3 随机森林最佳模型下所选特征的重要性展示

Fig. 3 Feature importance of selected features based on optimal random forest model

3.3 模型性能评估结果

多模型训练结果显示, 7 种机器学习方法在饮食甘味识别任务上的性能表现出显著差异, 如图 4 所示。通过雷达图可以直观地观察到各机器学习模型在训练集与测试集上 5 项关键性能指标。在测试集上, CatBoost 模型表现出最佳的泛化能力, 其 AUC 值达到 0.78, 准确率为 0.83, 召回率达到了 1.00; LightGBM 模型紧随其后, AUC 值为 0.76; RandomForest 模型在精确率上表现最佳, 达到 0.84; AdaBoost 模型表现均衡; XGBoost 和 Gradient Boosting 模型虽然 AUC 值较低 (0.70), 但保持了较

高的召回率; LR 模型虽然召回率较高, 但 AUC 值最低 (0.62), 揭示了其在处理复杂分类任务时的局限性。综合比较, 基于树的集成方法, 特别是 CatBoost 模型, 在甘味食物预测任务中表现尤为突出。图 5 所展示的 ROC 曲线进一步对各模型的分类判别能力进行了量化分析。相较于训练集, 测试集上的 CatBoost 模型 ROC 曲线最接近左上角, 其 AUC 值达到 0.777, 显示出其在不同阈值下均能保持良好的灵敏度与特异度平衡。图 6 反映了 7 种机器学习模型区分预测测试集正、负标签的能力。可以看到 CatBoost 模型在饮食甘味识别中的预测能力突出, 特别是正类检

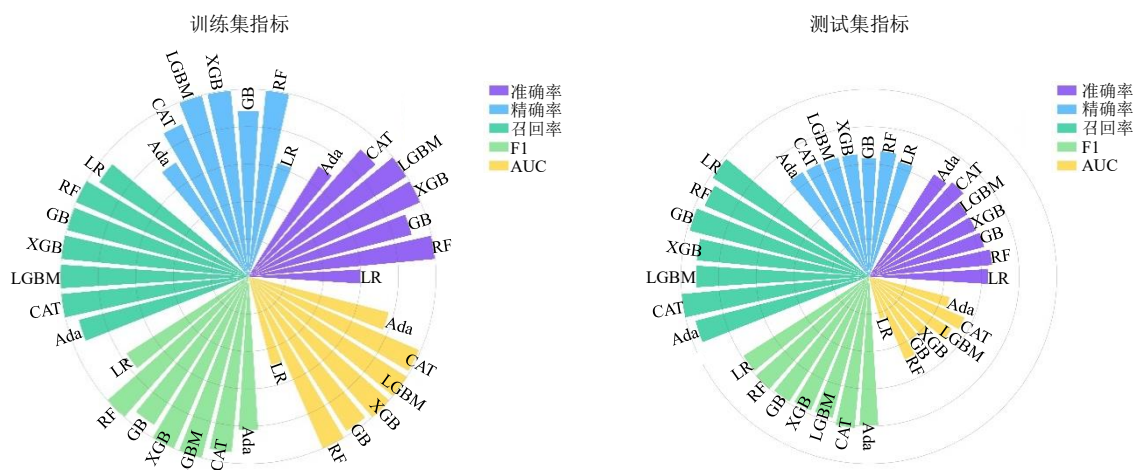


图 4 模型训练集与测试集性能指标对比

Fig. 4 Comparison of model performance metrics between training sets and test sets

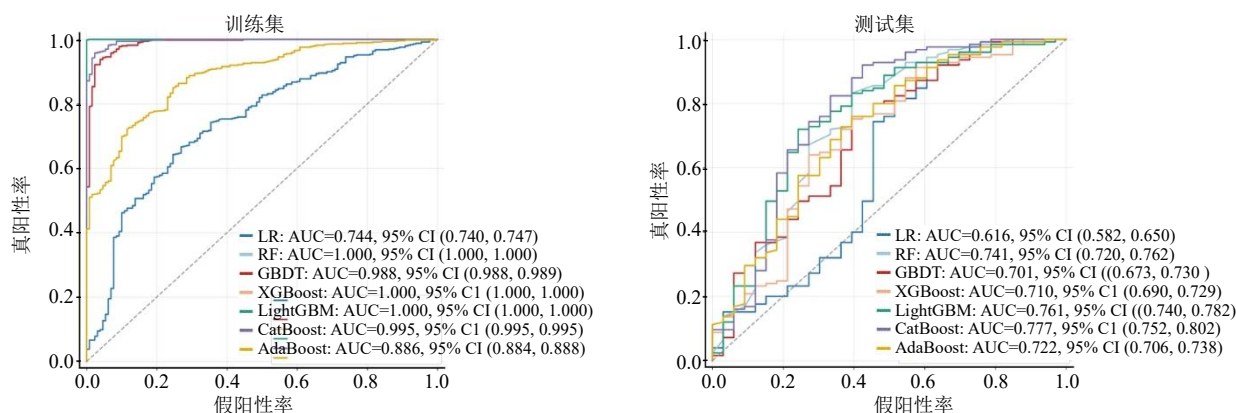


图 5 7 种算法在数据集上的 ROC 曲线呈现

Fig. 5 ROC curves of seven algorithms on dataset

测近乎完美，但也面临较高的假阳性问题。

3.4 基于 CatBoost 最佳模型的 SHAP 值解释结果

基于 SHAP 可解释性框架，对 CatBoost 最佳模型的甘味预测机制进行归因分析。特征重要性排序及聚类图见图 7-A，结果显示钙和铁是影响模型预测的最关键特征，其平均绝对 SHAP 值分别为 0.371 和 0.365，表明二者对模型输出的贡献最大；磷和钠次之，重要性明显但作用低于钙和铁。图 7-A 右侧的聚类树进一步揭示了特征间的相似性，钙和磷聚为一类，提示二者可能存在协同作用。特征 SHAP 值分布图见图 7-B，展示各特征对模型预测结果的具体影响方向和幅度；钙和铁的高值（红色）主要正向推动预测结果，显著提高模型输出，而其低值（蓝色）则表现为负向影响。磷、钠和能量等特征表现出双向作用，说明模型对这些特征的响应存在非线性和复杂交互。水分和蛋白质的影响相对较小，

但在部分样本中仍具有调节效应。铁与钙的 SHAP 值交互依赖图见图 8-A。横轴为铁特征值，纵轴为铁对应的 SHAP 值，点的颜色表示钙的取值水平。结果显示，铁特征值较高时，其对模型预测的影响呈现明显的负向趋势，且该趋势在钙值较高（红色）时更为显著，提示铁和钙之间存在一定的交互作用。当钙值较低时（蓝色），铁对模型输出的抑制效应相对减弱，说明模型在不同特征组合下对预测结果的敏感性存在差异性。第 10 样本的 SHAP 值瀑布图见图 8-B，展示模型对该样本预测值生成过程的特征贡献情况。该样本的预测输出值为 3.711，高于模型基线值 1.882。磷（+0.64）和钙（+0.53）是主要的正向影响特征，显著提升模型预测值。蛋白质和钠特征分别贡献 +0.24，进一步增强预测结果。相反，铁（0.04）和水分（0.03）对预测值产生微弱的负向影响。整体上，该样本的高钙、高磷特征驱

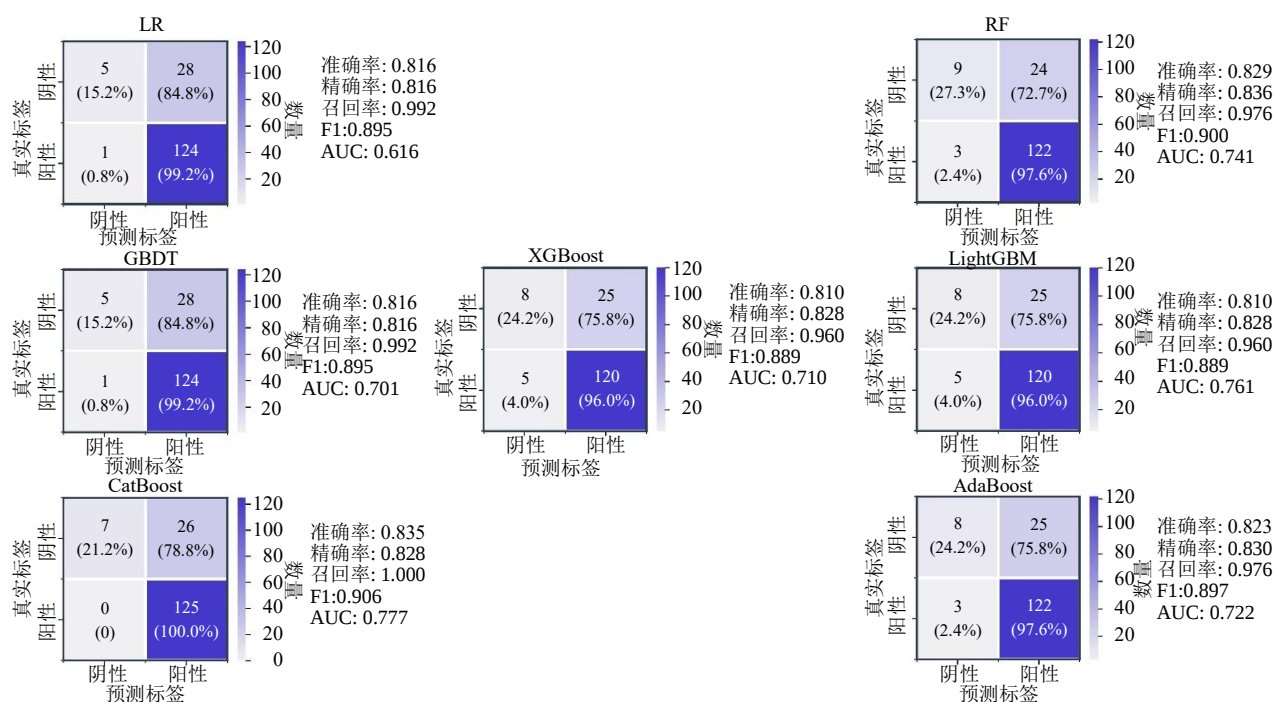


图 6 7 种机器学习模型的测试集混淆矩阵与性能指标分析

Fig. 6 Confusion matrices and performance metrics analysis of seven machine learning models on test set

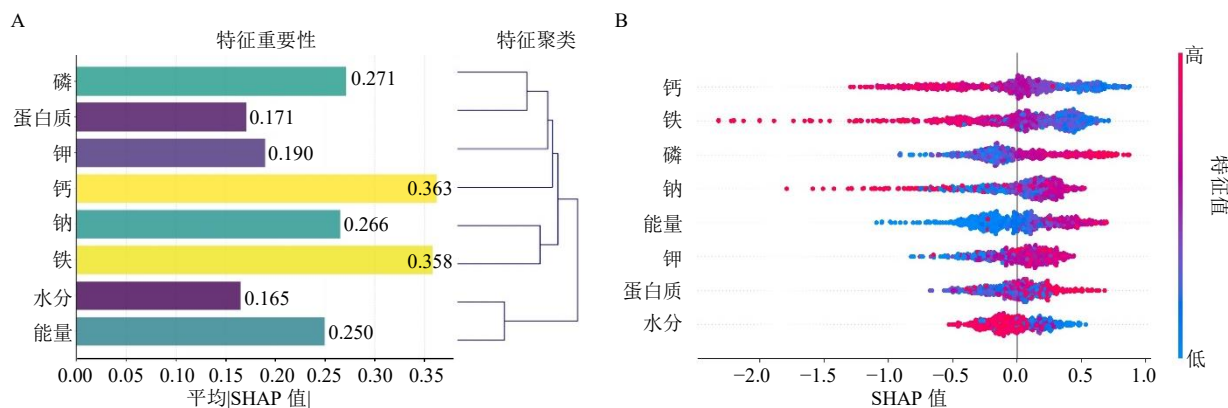


图 7 基于 CatBoost 最佳模型的全局特征重要性 (A) 与影响分布 (B) 分析

Fig. 7 Analysis of global feature importance (A) and impact distribution (B) based on optimal CatBoost model

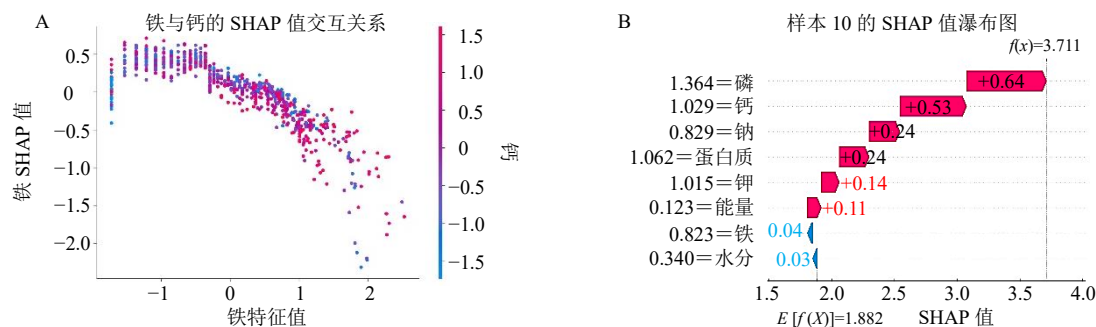


图 8 CatBoost 最佳模型的 SHAP 值特征交互作用 (A) 与单样本预测 (B) 分析

Fig. 8 SHAP feature interaction (A) and single-sample prediction (B) analysis of optimal CatBoost model

动模型输出较高的甘味预测评分。图 9 展示了 CatBoost 最佳模型的多样本 SHAP 值决策路径分析。不同样本的模型预测值随特征累加而动态演化，颜色反映预测结果的高低。结果显示，预测值较高的样本在钙、铁、磷等关键特征作用下，模型输出值迅速上升，而预测值较低样本则因负向特征抑制导致模型输出值偏低。模型表现出良好的特征分层识别能力与个体化预测特征。

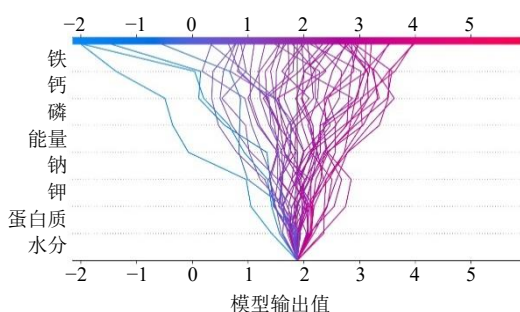


图 9 基于 CatBoost 最佳模型的多样本 SHAP 决策路径分析图

Fig. 9 Multi-sample SHAP decision path analysis based on optimal CatBoost model

4 讨论

藏医六味是藏医药性理论的核心，也是藏医甄别饮食的关键。本研究以藏医“六味”理论为指导，结合现代机器学习方法，系统分析了藏医饮食甘味分类的特征模式及预测机制。结果显示，甘味在藏医常用食物中占主导地位，且主要具备滋补、润肺、安隆与清热功效^[1,6]。现代营养学研究表明，富含糖类和矿物质的食物多具清热、滋阴作用^[7]，进一步印证了藏医理论中的甘味与现代营养功效的对应关系。

基于 RFE 和 RFECV 方法，本研究筛选出 8 个关键特征，其中铁、钙、钠、磷、钾矿物质元素占据 5 席，显示出矿物质元素在甘味食物判别中的核心地位。这一发现与现代营养学研究结果高度一致。首先，从感官生理学角度，研究表明钙离子通过激活味觉受体 1 型 3 号亚基（taste receptor type 1 member 3, T1R3）受体和钙敏感受体（calcium-sensing receptor, CaSR）增强甜味感知，而铁元素则通过影响味蕾细胞膜电位和离子通道功能调节甜味阈值，证实了高浓度铁和水硬度显著增加了蔗糖和蜂蜜的甜度^[8-9]。其次，从分子营养学角度，这些矿物质元素不仅参与人体基础代谢过程，是维持

电解质平衡、酶系统活性和细胞信号转导的关键因子^[10-12]，同时也通过调节味觉受体和离子通道功能，直接影响食物的风味感知特征^[13-14]。已有研究表明，钙、铁等元素在食品工业中被广泛应用于甘味增强剂与风味改善剂的开发中，以提升食品的整体感官质量^[15-16]，说明矿物质对甘味形成具有重要调节作用。这些现代营养学的发现不仅拓展了对甘味感知的科学认识，更为传统藏医理论提供了实证支持。最后，从藏医理论角度，六味是由“地、水、火、风、空”五原组合而成。甘味源于土原和水原，土原属性的饮食和药物具有重、稳、钝、柔、润、干属性，这些特性与矿物质元素的物理化学特征（如稳定性、密度等）高度一致，展现了传统藏医理论与现代营养学在甘味认识上的契合。矿物质普遍具有密度大、质地坚实、结构稳定的特点，呈现“重而稳”和“钝而干”的特征^[17]。这正与土原的属性相符。这种对应关系进一步印证了藏医学关于“土水生甘”的理论基础，为藏医饮食“味性化味”理论的科学解读提供了有力证据。

7 种机器学习模型性能比较表明，CatBoost 模型在 AUC、准确率、召回率等指标上均表现最优，特别是在测试集中的 AUC 值达 0.78，显示出较强的泛化能力和分类鲁棒性。这表明基于树的集成学习方法更适用于藏医饮食复杂特征的预测任务，尤其能够有效应对变量间非线性关系和特征交互影响。本研究通过 Voting 集成、网格搜索调参及多模型融合优化模型性能，但在当前数据集下，这些方法效果不及 CatBoost 模型。推测因数据样本量与特征维度有限，复杂模型易过拟合。后续将结合藏医知识优化特征工程，探索轻量级模型与迁移学习，增强模型稳定性与实用性。

基于 CatBoost 最佳模型的 SHAP 值解释结果表明，钙和铁是甘味食物分类的重要正向影响因子，二者 SHAP 平均值最高，且在不同样本间呈现稳定的正向推动作用。这一结果不仅与特征筛选一致，还揭示了矿物质在甘味模型预测中的重要作用。交互分析显示，当铁和钙含量高时，模型预测的甘味评分显著增加，而单独提高铁含量则可能出现预测下降，这反映了特征间复杂的协同与拮抗关系。该现象在藏医药学“相须、相制”药性理论中有理论依据，即“味虽单行，性则合参”^[18]。单样本 SHAP 瀑布图揭示了模型对个体样本预测值的动态调整过程，进一步验证了 CatBoost 模型具备良好

的个体化预测能力。多样本决策路径图则清晰呈现不同样本间的路径分化,揭示模型基于特征贡献排序的分层决策逻辑,符合藏医学对不同体质人群“因时、因地、因人”辨证精准施食原则^[19-20]。

本研究融合藏医药性理论与机器学习技术,系统揭示了藏医甘味食物分类的关键特征及其预测机制,对推动藏医药性理论的标准化和现代化具有重要意义。研究结果丰富并验证了“味性化味”理论的现代科学基础,促进了藏医药食同源理论的数字化表达。CatBoost 模型联合 SHAP 可解释性方法,为传统医学领域提供了一种客观、高效且透明的智能决策工具,提升了藏医饮食辨识的科学化水平。未来可引入多模态数据进一步优化模型性能,推动个性化饮食推荐与精准干预策略的实现。本研究发现矿物质元素在甘味食物分类中占据核心地位,提示今后在藏药开发和功能食品设计中应关注矿物质的协同配伍,以增强食疗产品的功能性与适应性。

尽管本研究取得了较为理想的结果,但仍存在一定局限。一方面,本研究尚未考虑区域性因素对食材矿物质含量的影响。高原地区特殊的地理环境可能导致食材矿物质含量存在特殊性,可能影响模型的泛化能力。另一方面,受限于数据可获得性,本研究仅纳入了 29 种常规营养素,未能涵盖植物次生代谢产物,未来研究将结合实验测定或现代植物化学文献补充相关成分,以进一步丰富模型特征体系。此外,样本数据主要来源于文献整理与专家知识,缺乏系统的实验验证,且样本规模有限,未能充分覆盖高原地区多样化饮食结构。未来研究应构建基于大规模、多中心的全面藏医饮食数据库,结合临床干预试验进行模型验证,同时引入深度学习与多模态融合算法,促进藏医药食分类向病证精准干预的智能化转化应用。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] 玉多·云登贡布. 四部医典 [M]. 拉萨: 西藏人民出版社, 1982: 63-66.
- [2] 仁增加, 李啟恩, 切羊让忠, 等. 基于数据挖掘和“味性化味”理论的藏医治疗疫病用药规律及肺疫方剂药性研究 [J]. 世界科学技术—中医药现代化, 2021, 23(3): 883-891.
- [3] Reedy J, Krebs-Smith S M, Miller P E, *et al.* Higher diet quality is associated with decreased risk of all-cause, cardiovascular disease, and cancer mortality among older adults [J]. *J Nutr*, 2014, 144(6): 881-889.
- [4] 藏医药经典文献集成编委会. 藏医药经典文献集成丛书 (藏文版) [M]. 北京: 民族出版社, 2008: 3-16.
- [5] 杨月欣主编. 中国疾病预防控制中心营养与健康所编著. 中国食物成分表 (第一册: 标准版) [M]. 第 6 版. 北京: 北京大学医学出版社, 2018: 127-219.
- [6] 清·第司·桑杰嘉措, 毛继祖, 卡洛, 等. 蓝琉璃 [M]. 上海: 上海科学技术出版社, 2012: 8-10.
- [7] Sun-Waterhouse D X, Chen X Y, Liu Z H, *et al.* Transformation from traditional medicine-food homology to modern food-medicine homology [J]. *Food Med Homol*, 2024, 1(1): 9420014.
- [8] Xie F, Shen J, Liu T, *et al.* Sensation of dietary nutrients by gut taste receptors and its mechanisms [J]. *Crit Rev Food Sci Nutr*, 2023, 63(22): 5594-5607.
- [9] Wang A L, Duncan S E, Dietrich A M. Effect of iron on taste perception and emotional response of sweetened beverage under different water conditions [J]. *Food Qual Prefer*, 2016, 54: 58-66.
- [10] Proszkowiec-Weglarz M, Angel R. Calcium and phosphorus metabolism in broilers: Effect of homeostatic mechanism on calcium and phosphorus digestibility [J]. *J Appl Poult Res*, 2013, 22(3): 609-627.
- [11] Stathopoulou M G, Kanoni S, Papanikolaou G, *et al.* Mineral intake [J]. *Prog Mol Biol Transl Sci*, 2012, 108: 201-236.
- [12] Padmavathi P, Reddy V, Varadacharyulu N. Influence of chronic cigarette smoking on serum biochemical profile in male human volunteers [J]. *J Health Sci*, 2009, 55(2): 265-70.
- [13] 韩彦琪, 许浚, 龚苏晓, 等. 基于味觉、嗅觉受体分子对接技术的中药性味物质基础研究的路径和方法 [J]. 中草药, 2018, 49(1): 14-19.
- [14] Xiao Y X, Zhou H F, Jiang L, *et al.* Epigenetic regulation of ion channels in the sense of taste [J]. *Pharmacol Res*, 2021, 172: 105760.
- [15] Ohsu T, Amino Y, Nagasaki H, *et al.* Involvement of the calcium-sensing receptor in human taste perception [J]. *J Biol Chem*, 2010, 285(2): 1016-1022.
- [16] Tordoff M G, Shao H G, Alarcón L K, *et al.* Involvement of T1R3 in calcium-magnesium taste [J]. *Physiol Genomics*, 2008, 34(3): 338-348.
- [17] 马腾飞, 孙洪昊, 毛萌, 等. 藏医学“五行学说”与中医学“五行学说”的异同及其应用价值 [J]. 中国中医基础医学杂志, 2023, 29(3): 420-424.
- [18] 仁增加, 安拉太, 东格吉, 等. 藏医治疗白脉病用药规律及寒热证型方剂药性分析 [J]. 中成药, 2022, 44(11): 3709-3713.
- [19] 三智措毛, 扎登太, 仁增加, 等. 藏医体质辨识自测量表的研制 [J]. 中华中医药杂志, 2024, 39(10): 5437-5441.
- [20] 党知卓玛, 文成当智, 仁增加, 等. 基于藏医体质学与多中心调查数据的 YM 病 (抑郁症) 临床定位研究 [J]. 世界科学技术—中医药现代化, 2022, 24(5): 2125-2136.

[责任编辑 潘明佳]