

人工智能与中医药前沿研究专栏

DOI: 10.16305/j.1007-1334.2026.z20251022001

基于人工智能融合中医舌象、证素及西医指标构建 2 型糖尿病缓解预测模型

黄怡文¹, 张珂¹, 张倩为², 曾先昌¹, 朱烨琳¹, 刘珍秀¹, 江涛³, 陶枫¹

1. 上海中医药大学附属市中医医院内分泌科(上海 200071); 2. 上海市嘉定区中心医院内分泌科(上海 201800); 3. 上海中医药大学中医学院(上海 201203)

【摘要】 目的 旨在融合中医舌象参数、证素与西医指标, 构建适用于营养干预实现 2 型糖尿病缓解的预测模型。方法 回顾性纳入 2022 年至 2024 年于上海中医药大学附属市中医医院内分泌科就诊且实施以糖尿病缓解为诊疗目的的营养干预治疗方案患者 424 例, 收集基线及随访期间患者临床资料及舌象图片, 构建四类特征组合(西医指标、西医指标+中医舌象参数、西医指标+中医证素、西医指标+中医舌象参数+中医证素), 分别采用逻辑回归、随机森林和极限梯度提升算法进行建模, 并通过受试者工作特征(ROC)曲线下面积(AUC)等指标评估模型性能。结果 采用随机森林算法构建的融合模型(西医指标+中医舌象参数+中医证素)预测性能最优, AUC 可达 0.95(95%CI: 0.92~0.98), 显著优于单一西医指标模型(AUC 为 0.89)。变量重要性分析发现, 空腹 C 肽、体重指数、定量胰岛素敏感性(QUICKI)、体脂率、糖化血红蛋白、腹部脂肪率以及中医舌象参数舌苔润泽度(taiL)、舌苔颜色参数(taiG)为较重要的预测变量。结论 研究成功构建了融合中医舌象参数、证素与西医指标的机器学习预测模型, 该模型能识别适用于通过营养干预实现糖尿病缓解的优势人群。**【关键词】** 糖尿病缓解; 人工智能; 机器学习; 预测模型; 舌诊; 中西医结合; 营养干预

Construction of a predictive model for type 2 diabetes remission based on artificial intelligence integration of traditional Chinese medicine tongue manifestations, syndrome elements and Western medical indicators

HUANG Yiwen¹, ZHANG Ke¹, ZHANG Qianwei², ZENG Xianchang¹, ZHU Yelin¹, LIU Zhenxiu¹, JIANG Tao³, TAO Feng¹

1. Department of Endocrinology, Shanghai Municipal Hospital of Traditional Chinese Medicine Affiliated to Shanghai University of Traditional Chinese Medicine, Shanghai 200071, China; 2. Department of Endocrinology, Jiading District Central Hospital of Shanghai, Shanghai 201800, China; 3. College of Traditional Chinese Medicine, Shanghai University of Traditional Chinese Medicine, Shanghai 201203, China

[基金项目] 上海市卫健委中医药传承创新发展三年行动计划项目[ZY(2025-2027)-1-2-4]; 上海市科委医学创新项目(23Y11921500); 国家中医药管理局中医优势专科建设项目-老年病科(RCYS40192025002-Z)

[作者简介] 黄怡文, 女, 博士, 住院医师, 主要从事糖尿病、肥胖症的临床与基础研究工作

[通信作者] 陶枫, 教授, 博士研究生导师;

E-mail: taofeng@shutcm.edu.cn

Abstract: Objective To construct a predictive model for the remission of type 2 diabetes through nutritional intervention by integrating traditional Chinese medicine (TCM) tongue manifestation parameters, syndrome elements, and Western medical indicators. **Methods** A retrospective analysis was conducted on 424 patients who underwent nutritional intervention targeting diabetes remission at the Department of Endocrinology, Shanghai Municipal Hospital of TCM Affiliated to Shanghai

University of TCM from 2022 to 2024. Clinical data and tongue images of the patients at baseline and during follow-up were collected. Four types of feature combinations were constructed: Western medical indicators alone, Western medical indicators plus TCM tongue manifestation parameters, Western medical indicators plus TCM syndrome elements, and Western medical indicators plus TCM tongue manifestation parameters plus TCM syndrome elements. Logistic regression, random forest and extreme gradient boosting algorithms were respectively used for model construction, and model performance was evaluated using indicators including the area under the receiver operating characteristic (ROC) curve (AUC). **Results** The integrated model (Western medical indicators plus TCM tongue manifestation parameters plus TCM syndrome elements) constructed by the random forest algorithm exhibited the optimal predictive performance, with an AUC of 0.95 (95% CI: 0.92–0.98), which was significantly superior to the model with Western medical indicators alone (AUC=0.89). Variable importance analysis identified fasting C-peptide, body mass index (BMI), quantitative insulin sensitivity check index (QUICKI), body fat percentage, glycated hemoglobin (HbA1c), abdominal fat percentage, as well as TCM tongue manifestation parameters including tongue coating moistness (taiL) and tongue coating color parameter (taiG) as the most important predictive variables. **Conclusion** This study successfully constructed a machine learning predictive model integrating TCM tongue manifestation parameters, syndrome elements and Western medical indicators, which can identify the advantageous population suitable for achieving diabetes remission through nutritional intervention.

Keywords: diabetes remission; artificial intelligence; machine learning; predictive model; tongue diagnosis; integrated traditional Chinese and Western medicine; nutritional intervention

糖尿病在全球范围内已发展成为严重影响公众健康的重要慢性疾病之一,其发病率持续上升,并发症所带来的疾病负担日益加重^[1]。近年来糖尿病缓解已成为 2 型糖尿病管理的新策略,其相关循证医学证据日益丰富,正深刻改变传统治疗路径^[2]。糖尿病缓解是指患者通过干预手段,在停用降糖药物至少 3 个月,糖化血红蛋白(HbA1c)<6.5%且空腹血糖<7.0 mmol/L,并维持这一状态;缓解并非“治愈”,但可显著降低并发症风险,改善生活质量^[2]。

在实现糖尿病缓解的各种策略中,营养干预(低热量饮食、代餐)显示出巨大潜力,可通过限制能量摄入实现减重,改善胰岛素敏感性^[3]。里程碑式的英国相关研究^[4]证实,约 50% 的糖尿病患者可通过结构化营养干预获得持续缓解。然而,该策略依赖严格的饮食管理和极高的患者依从性,且需要多学科团队支持,人力与时间成本高昂,这为其在临床广泛推广带来显著挑战^[5-6]。开发高效的临床决策支持工具,以识别优势人群、优化资源配置,成为破解上述难题的关键。然而,现有糖尿病缓解预测模型多围绕代谢手术或者药物干预,尚缺乏针对营养干预这一非药物手段的预测模型^[7]。

目前,糖尿病缓解的预测因素均为代谢相关指标,缺乏中医元素。然而,糖尿病发生、发展是伴随症状、舌象、脉象变化的,其中医核心病机是一个动态演变过程,常涉及湿热、阴虚、气虚等关键中医要素^[8]。《类证治裁》提到“中消属脾,脾热则消谷”,中医学认为湿热蕴结中焦为消渴病的关键病机,其证候演变呈现“湿热蕴脾、气阴两伤、络脉瘀阻”特征,

故湿热困脾为核心证候。糖尿病缓解从中医视角看,可理解为病邪(如实热、痰湿)消退,而正气(如气、阴)得以恢复的转归状态。糖尿病缓解的临床诊疗过程中,部分患者在实施低热量饮食干预后,可能出现乏力、口干、便秘等症状,影响治疗依从性与缓解结局^[9]。这些现象对应中医病机的转变如气虚、阴虚等证素演变。证素作为中医辨证的规范化提取单元,可系统捕捉此类病机信号,从而为疾病转归提供客观依据^[10]。因此,本研究引入证素作为预测变量之一,选取与这些现象相对应的中医病机转变的相关证素,病性证素有湿、热、阴虚、痰、气虚,病位证素有肝、胃、脾,旨在从中医病机演变的角度,量化评估患者在干预过程中的机体反应,为糖尿病缓解预测提供具有中医特色的观察维度和理论补充。

近年来,随着人工智能算法的发展,众多研究者积极采用机器学习等方法,应用舌象图像识别与解析数据构建疾病预测模型,加之糖尿病患者舌象参数客观化研究已持续多年并取得系列成果^[11-13],因此,本研究旨在运用人工智能算法,结合西医指标与中医舌象、中医证素构建适用于营养干预实现糖尿病缓解的预测模型。

1 资料与方法

1.1 资料来源 本研究回顾性纳入 2022 年 8 月至 2024 年 12 月于上海中医药大学附属市中医医院内分泌科就诊且实施以糖尿病缓解为诊疗目的的营养干预治疗方案、资料完整的患者,共 424 例。本研

究已于 ClinicalTrials.gov 网站注册(临床试验注册号: NCT05472272)。所有患者均符合纳入、排除标准,干预起始即停用所有降糖药物,保留其他慢性病药物。营养师根据患者饮食习惯实施限能量饮食干预,设计低热卡食谱(日能量摄入 815~835 kcal);由符合资质的食品加工企业制作膳食并配送给患者。研究医师和营养师共同随访患者,通过微信和智能电子手环,每周随访患者饮食情况、运动记录情况、睡眠时间。本研究方案经上海中医药大学附属市中医医院伦理委员会批准(批件号: 2022SHL-KY-23-02)。

纳入标准:①2型糖尿病的诊断标准参照《中国2型糖尿病防治指南(2020年版)》^[14];②年龄 18~80 岁;③体重指数(BMI) ≥ 24 kg/m²;④HbA1c $\geq 6.5\%$;⑤理解并愿意遵循本研究的流程,并自愿签订知情同意书。

排除标准:①合并糖尿病急性并发症如酮症酸中毒、高渗性昏迷等,或合并严重慢性并发症如糖尿病足;②合并有严重原发性疾病,如严重心脑血管、肺、肝、肾原发疾病及血液系统疾病;③严重认知功能障碍或言语表达不清;④合并有严重慢性感染或既往有艾滋病、滥用药物史;⑤妊娠期或哺乳期妇女;⑥正参与其他临床试验研究;⑦研究者认为存在任何可能影响本研究执行过程或疗效评价因素的情况。

1.2 舌象采集与分析 本研究采用国家重点研发计划“中医智能舌诊系统研发”项目组研制的TFDA-1型舌诊分析仪采集患者舌象图像。该设备在特定光源环境下(色温 5 000 K,显色指数 97)进行拍摄,以确保图像色彩的真实性和一致性^[15-16]。采集到的舌象图像使用TDAS V 2.0版舌象分析软件进行处理。图像分析流程主要包括以下步骤^[17]:首先进行颜色校正,以消除环境光线干扰;随后采用舌体分割算法精确提取舌体区域,进而实现舌质与舌苔的分离,以便分别分析其特征;最终,软件从RGB、HSI、Lab及YCrCb四个颜色空间中提取定量参数作为本研究的基础数据。各颜色空间关键参数的中医临床意义简述如下:HSI颜色空间的S值(饱和度)可反映舌色的浓淡,与津液盈亏相关,I值(亮度)与舌体的明润程度相关,可提示气血盛衰;Lab颜色空间的a值(红-绿轴)是判别舌色红色浓淡程度的重要指标,b值(黄-蓝轴)则与苔色的黄白变化密切相关;YCrCb颜色空间的Cr分量同样可用于辅助判断

舌质的红色程度。这些客观化参数为量化分析舌象与糖尿病缓解的关系提供了可靠依据。

1.3 研究变量 预测变量包括如下内容。①一般人口学资料:性别,年龄,糖尿病病程,糖尿病微血管或大血管并发症;②人体测量学指标: BMI, 体质量,体脂率(BF),腹部脂肪率;③糖脂代谢及胰岛功能指标:空腹血糖,HbA1C,空腹胰岛素,C肽,稳态模型评估胰岛素抵抗指数(HOMA2-IR), β 细胞功能指数(HOMA2- β),甘油三酯,总胆固醇,高密度脂蛋白,低密度脂蛋白,定量胰岛素敏感性(QUICKI),甘油三酯-葡萄糖指数(TyG);④肝脏指标:丙氨酸氨基转移酶,天冬氨酸氨基转移酶,肝脏脂肪含量;⑤胰腺脂肪含量。同时,使用中医证候积分评分表评估湿热蕴脾证中医证候积分。消渴病湿热蕴脾证的诊断参考《中药新药临床研究指导原则(试行)》^[18]中的内容。主症:精神疲倦,头身困重,口渴不欲多饮,脘腹胀满,大便不爽;次症:头晕,乏力,纳差,口苦,口臭,小便色黄,大便次数增多,大便黏,大便酸臭。舌脉:舌红,舌体胖大,或有齿印,苔黄腻,脉滑数。中医证候积分量表的主症按无、轻度、中度、重度依次计0、2、4、6分,次症按无、轻度、中度、重度依次计0、1、2、3分,相加总分即为该证候积分。采用证素辨证学^[19]评估病性证素(湿、热、阴虚、痰、气虚)及病位证素(肝、胃、脾)的积分。

结局变量为是否实现糖尿病缓解。本研究糖尿病缓解采用美国糖尿病学会与欧洲糖尿病协会联合工作组共识的标准^[20],定义:停用降糖药物至少3个月后,HbA1c $< 6.5\%$ 且空腹血糖 < 7.0 mmol/L(需两次独立检测确认),同时排除急性代谢应激状态。

1.4 数据处理与分析 为评估不同特征群的模型性能,基于以下四种特征进行组合:①西医指标;②西医指标+中医舌象参数;③西医指标+中医证素;④西医指标+中医舌象参数+中医证素(融合模型)。每种特征组合分别采用逻辑回归(LR)、随机森林(RF)和极限梯度提升(XGBoost)三种算法构建预测模型。

使用 Python 3.8.12 进行数据清洗。排除缺失率 $> 30\%$ 的变量(胰腺脂肪含量、腹部脂肪率);对缺失率 $\leq 30\%$ 的变量,采用 RF 算法进行迭代插补。对所有连续性变量进行归一化处理以消除量纲影响。随后,将数据按 8:2 随机划分为训练集和测试集。为优化训练,对训练集数据采用了上采样处理。使

用 Python 3.8.12 软件建立 LR 模型、RF 模型、XGBoost 模型, LR 是通过 Python 的 sklearn 包建立; RF 是通过 Python 的 sklearn 包建立; XGBoost 是通过 Python 的 XGBoost 包建立。模型性能在独立测试集上进行评估, 主要评价指标为受试者工作特征 (ROC) 曲线下面积 (AUC) 值。参考既往文献^[21], AUC 值评价标准为 0.7 ~ 0.8 为可接受, 0.8 ~ 0.9 为优秀, >0.9 为杰出。

所有统计分析采用 SPSS 26.0 软件完成, 包括描述性统计分析和差异性分析。在描述性统计分析中, 采用中位数和第一四分位数、第三四分位数 [$M(Q1, Q3)$] 来描述不符合正态分布的数值变量分布特征, 采用 $\bar{x} \pm s$ 来描述符合正态分布的数值变量, 采用构成比来描述分类变量分布特征。在差异性分析中, 对于分类变量, 通过 χ^2 检验或 Fisher 精确概率检验比较组间差异; 对于数值变量, 使用 Mann-

Whitney U 检验或独立样本 t 检验比较组间差异。以 $P < 0.05$ 为差异具有统计学意义。

2 结果

2.1 一般资料

2.1.1 基本信息 本研究共纳入 424 例患者数据, 其中实现糖尿病缓解的患者为 265 例, 占比为 62.50%。实现糖尿病缓解的患者中男性 189 例 (71.32%)、女性 76 例 (28.68%), 糖尿病病程中位数为 12 个月, 合并糖尿病并发症的患者为 6 例 (2.30%)。159 例糖尿病未缓解的患者中, 男性 104 例 (65.41%)、女性 55 例 (34.59%), 糖尿病病程中位数为 24 个月, 合并糖尿病并发症的患者为 16 例 (10.10%)。两组比较, 患者在性别、BMI、体质量、糖尿病病程等方面的差异有统计学意义 ($P < 0.05$)。见表 1。

表 1 患者的一般资料 [$M(Q1, Q3)$]

项目	糖尿病缓解 ($n=265$)	糖尿病未缓解 ($n=159$)	P
性别/例	男	189	<0.01
	女	76	
年龄/岁	40(35, 48)	40(36, 45)	0.91
体重指数/(kg/m^2)	27.0(25.6, 29.9)	31.2(29.4, 36.1)	<0.01
体质量/kg	74.5(66.7, 85.0)	90.0(79.0, 100.0)	<0.01
体质量下降百分比/%	13.1(11.6, 16.0)	5.9(3.3, 8.9)	<0.01
糖尿病病程/月	12(3, 24)	24(12, 36)	<0.01
糖尿病微血管 或大血管并发症/例	6	16	<0.05
体脂率/%	30.2(25.2, 38.5)	35.8(29.0, 43.3)	<0.01
腹部脂肪率/%	31.1(26.3, 40.5)	38.2(29.4, 45.0)	<0.01

2.1.2 糖脂代谢与胰岛功能 糖尿病缓解与糖尿病未缓解两组患者的糖脂代谢与胰岛功能、肝脏相关指标分布见表 2。其中的空腹血糖、HbA1c、空腹胰岛素、C 肽、HOMA2-IR、甘油三酯、肝脏脂肪含量、QUICKI、TyG 等差异有统计学意义 ($P < 0.05$)。

2.1.3 中医证素与舌象参数 糖尿病缓解与糖尿病未缓解两组患者的中医证素与舌象参数分别见表 3、表 4。其中湿证素、热证素、肝证素、湿热蕴脾证积分比较差异有统计学意义 ($P < 0.05$), 且糖尿病缓解组患者的湿热蕴脾证积分显著低于糖尿病未缓解组 ($P < 0.05$)。两组患者的中医舌质参数 zhiG、zhiB、zhiI、zhiL, 舌苔参数 taiR、taiG、taiB、taiI、taiL、taiLa 比较, 差异有统计学意义 ($P < 0.05$)。

2.2 预测模型 四种特征组合下, 不同算法的模型性能评估结果如图 1 所示。模型性能比较显示, 融

合西医指标、中医舌象参数、中医证素特征的 RF 模型的预测性能最优, AUC 高达 0.95 (95% CI: 0.92 ~ 0.98), 优于 LR 模型与 XGBoost 模型。而单独西医指标建立的 RF 预测模型性能一般 (AUC 为 0.89), 融合中医舌象参数或中医证素后的预测模型性能均较前有所提升。

结果发现, 在预测糖尿病缓解这一方面, RF 这一非线性机器学习算法优于 LR 算法。

2.3 变量重要性分析 采用 LR 法进行变量重要性分析, 结果见图 2A。LR 模型重要性排序前 15 的变量分别有体质量下降百分比、舌苔指数 (Per-all)、C 肽、低密度脂蛋白、QUICKI、年龄、舌质颜色中红色调参数值 (zhiH)、TyG、糖尿病病程、HOMA2-IR、舌苔颜色红绿色轴参数值 (taiLa) 等。再将中医证素与中医舌象参数进行重要性排序, 结果见图 2B。其

表 2 患者的糖脂代谢与胰岛功能、肝脏相关指标[M(Q1, Q3)]

指标	糖尿病缓解(n=265)	糖尿病未缓解(n=159)	P
空腹血糖/(mmol/L)	6.7(5.9, 8.0)	7.6(6.6, 9.4)	<0.01
糖化血红蛋白/%	6.9(6.7, 8.0)	7.6(7.1, 9.6)	<0.01
空腹胰岛素/(pmol/L)	61.2(35.9, 95.7)	71.4(55.5, 161.1)	<0.01
C 肽/(pg/L)	2.43(1.93, 2.91)	2.91(2.50, 3.94)	<0.01
稳态模型胰岛素抵抗指数	1.58(0.95, 2.36)	1.94(1.50, 3.52)	<0.01
β 细胞功能指数	68.0(37.0, 92.1)	64.4(43.9, 112.3)	0.775
甘油三酯/(mmol/L)	1.44(1.07, 2.15)	1.78(1.33, 2.68)	<0.01
总胆固醇/(mmol/L)	4.93(4.61, 5.49)	5.28(4.43, 5.81)	0.175
高密度脂蛋白/(mmol/L)	1.02(0.95, 1.24)	1.08(0.99, 1.21)	0.465
低密度脂蛋白/(mmol/L)	3.28(2.89, 3.60)	3.59(2.89, 3.87)	0.078
丙氨酸氨基转移酶/(U/L)	20.3(15.1, 38.3)	33.0(23.5, 72.7)	<0.01
天冬氨酸氨基转移酶/(U/L)	18.9(15.1, 25.0)	25.0(17.5, 38.0)	<0.01
肝脏脂肪含量/%	8.45(5.70, 15.20)	14.50(7.30, 22.87)	<0.01
定量胰岛素敏感性	0.32(0.30, 0.35)	0.30(0.29, 0.32)	<0.01
甘油三酯-葡萄糖指数	9.08(8.59, 9.48)	9.22(8.89, 9.78)	<0.01
胰腺脂肪含量/%	7.80(4.15, 12.19)	8.82(6.15, 11.91)	0.056

表 3 患者的中医证素积分($\bar{x}\pm s$, 分)

证素/证候	糖尿病缓解(n=265)	糖尿病未缓解(n=159)	P
湿证素	24.0±5.6	27.9±4.3	<0.01
热证素	18.2±3.9	21.6±3.7	0.035
阴虚证素	11.5±3.2	13.6±5.0	0.082
痰证素	11.4±3.2	11.1±3.9	0.620
气虚证素	10.4±3.8	13.8±5.4	0.072
肝证素	15.3±3.2	21.9±4.9	<0.001
胃证素	18.8±4.5	19.3±4.6	0.749
脾证素	14.5±4.6	16.0±3.9	0.271
湿热蕴脾证	8.8±3.4	11.2±2.5	0.023

变量重要性排名由高到低为舌苔饱和度参数值(taiS)、舌苔蓝色调参数值(taiB)、taiLa、舌质饱和度参数值(zhiS)、舌质蓝色调参数值(zhiB)、Per-all。

采用 RF 模型进行变量重要性分析,结果见图 2C。RF 模型重要性排序前 15 的变量分别是体质量下降百分比、C 肽、BMI、初始体质量、糖尿病病程、QUICKI、体脂率、HbA1c、腹部脂肪率、舌苔明度值(taiL)、舌苔绿色调参数值(taiG)、年龄等。再将中医证素与中医舌象参数变量进行重要性排序,结果见图 2D。其变量重要性排名由高到低为 taiL、taiB、Per-all、taiG、舌质颜色红绿色轴参数值(zhiLa)、舌质颜色黄绿色轴参数值(zhiLb)。其中,C 肽、BMI、QUICKI、体脂率、taiL、taiG、HbA1c、腹部脂肪率为较重要的预测变量。这些结果表明,胰岛功能、体成分指标与舌象特征是预测糖尿病缓解的核心

要素。

2.4 模型解释 采用沙普利加性解释(SHAP)分析法进行进一步模型解释,见图 3。结果发现,C 肽与 SHAP 值呈正相关,即 C 肽越高,患者营养干预实现缓解的可能性越大。此外,taiLa 与 SHAP 值呈正相关,且特征值越高,预测概率越大。这与中医理论中苔色所反映病邪性质有关,具体机制值得深入探讨。

3 讨论

3.1 本研究的主要发现 本研究首次融合中医舌象参数、中医证素与西医指标构建糖尿病缓解临床预测模型。结果发现,所有模型均表现出可接受的预测性能,其中融合中医舌象参数、中医证素、西医指标的 RF 预测模型的性能最优(AUC 为 0.95)。这不仅证实了融合模型的可行性,更凸显了中医舌象与中医证素在弥补单一西医指标预测能力不足方面的重要价值。变量重要性分析进一步发现,taiL、taiG、C 肽、BMI、QUICKI、体脂率、HbA1c、腹部脂肪率是糖尿病缓解的重要预测因子。

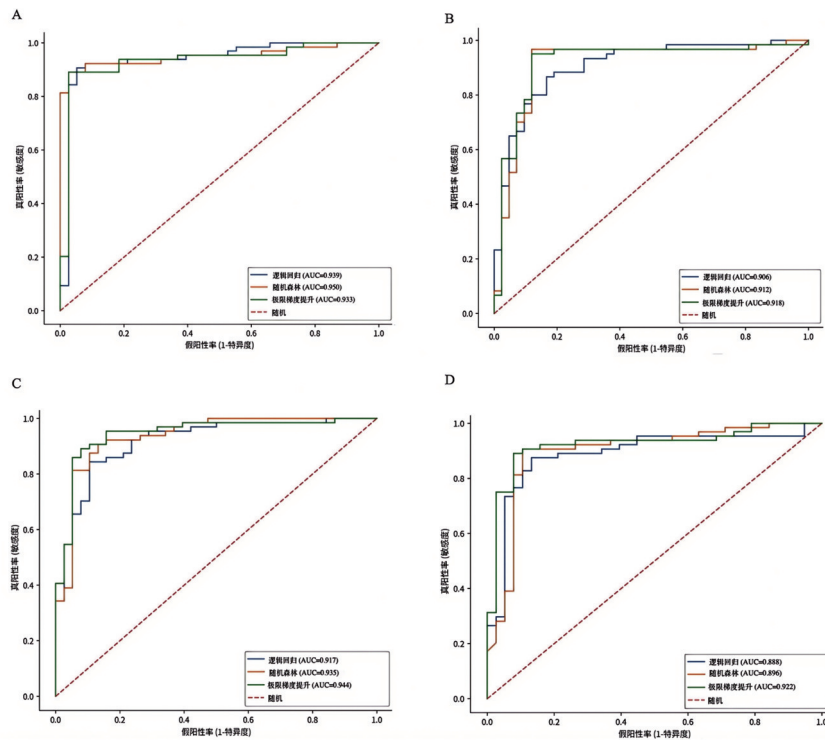
3.2 本研究模型的临床价值 本研究预测模型的核心优势在于融合特性,与单一西医指标模型相比,融合中医舌象参数与证素的模型展现出更优的预测性能,有力论证了中医舌象参数、证素与西医指标之间存在互补性。其中 RF 算法的优异表现,也印证了人工智能在挖掘非线性医学数据关系中的潜力^[22]。

本模型具有良好的临床转化前景。在临床诊

表 4 患者的中医舌象参数[M(Q1,Q3)]

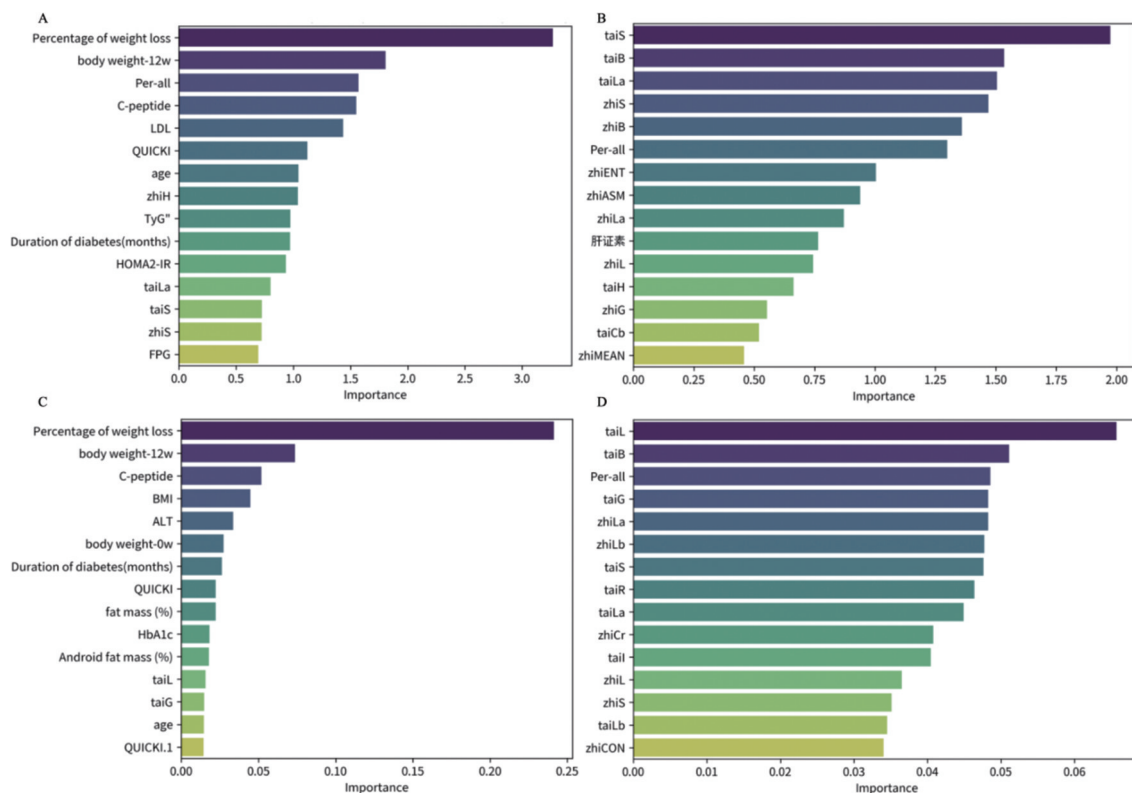
舌象参数	糖尿病缓解(n=265)	糖尿病未缓解(n=159)	P	
舌质颜色	zhiG	103(96, 107)	106(100, 109)	0.001
	zhiB	105(99, 112)	110(99, 115)	<0.01
	zhiH	171.194(155.334, 177.319)	158.196(155.000, 177.933)	0.769
	zhiLa	25.759(23.727, 27.435)	25.034(22.218, 27.660)	0.267
	zhiLb	8.124(6.756, 10.201)	7.893(7.070, 10.454)	0.945
	zhiCr	154.945(153.117, 156.631)	155.231(152.749, 156.927)	0.739
	zhiS	0.177(0.164, 0.195)	0.175(0.149, 0.189)	0.066
舌质明亮度	zhiI	125(118, 128)	127(118, 132)	<0.01
	zhiL	50.179(48.302, 51.964)	51.424(48.466, 52.728)	0.001
舌苔颜色	taiR	155(142, 163)	161(141, 165)	0.026
	taiG	109(96, 115)	116(102, 120)	0.001
	taiB	113(100, 117)	117(104, 124)	0.003
	taiH	168.422(155.693, 180.000)	158.775(154.791, 178.933)	0.253
	taiS	0.132(0.113, 0.145)	0.126(0.107, 0.150)	0.297
	taiLa	18.523(16.610, 19.358)	18.087(16.168, 19.358)	0.021
	taiLb	6.280(5.130, 7.439)	5.939(4.521, 8.245)	0.806
	taiI	126(111.0, 131.5)	130(117.0, 135.0)	0.003
舌苔润泽度	taiL	50.831(45.324, 53.311)	52.997(47.269, 54.880)	0.002

注:zhiG为舌质颜色中绿色调参数值,zhiB为舌质颜色中蓝色调参数值,zhiH为舌质颜色中红色调参数值,zhiLa为舌质颜色中红绿色轴参数值,zhiLb为舌质颜色中黄绿色轴参数值,zhiCr为舌质颜色中代表红色信号与亮度值之间的差异值,zhiS为舌质饱和度参数值,zhiI为舌质亮度值,zhiL为舌质明度值,taiR为舌苔红色调参数值,taiG为舌苔绿色调参数值,taiB为舌苔蓝色调参数值,taiH为舌苔颜色中红色调参数值,taiS为舌苔饱和度参数值,taiLa为舌苔颜色中红绿色轴参数值,taiLb为舌苔颜色中黄绿色轴参数值,taiI为舌苔亮度值,taiL为舌苔明度值。



注:A为融合西医指标、中医舌象参数、中医证素的3种算法构建的预测模型ROC曲线与AUC值;B为西医指标与中医舌象参数的3种算法构建的预测模型ROC曲线与AUC值;C为西医指标与中医证素的3种算法构建的预测模型ROC曲线与AUC值;D为西医指标的3种算法构建的预测模型ROC曲线与AUC值。

图 1 3种算法模型的受试者工作特征(ROC)曲线及其下面积(AUC)



注:A为逻辑回归模型重要性排序前15的变量,B为逻辑回归模型中的中医舌象与证素变量的重要性排序,C为随机森林模型重要性排序前15的变量,D为随机森林模型中的中医舌象与证素变量的重要性排序。Percentage of weight loss为体重下降百分比,body weight-12w为12周体重,Per-all为舌苔指数(表示舌苔面积与全舌面积的比值),C-peptide为C肽,LDL为低密度脂蛋白,QUICKI为定量胰岛素敏感性,Age为年龄,zhiH为舌质颜色中红色调参数值,TyG为甘油三酯-葡萄糖指数,Duration of diabetes(months)为糖尿病病程(月),HOMA2-IR为稳态模型评估胰岛素抵抗指数,taiLa为舌苔颜色中红绿色轴参数值,taiS为舌苔饱和度参数值,zhiS为舌质饱和度参数值,FPG为空腹血糖,taiB为舌苔蓝色调参数值,zhiENT为舌质纹理指标-熵,zhiASM为舌质纹理指标-角度方向二阶矩,zhiLa为舌质颜色中红绿色轴参数值,zhiL为舌质明度值,taiH为舌苔颜色中红色调参数值,zhiG为舌质绿色调参数值,taiCb为舌苔颜色中代表蓝色信号与亮度值之间的差异值,zhiMEAN为舌质纹理指标-平均值,BMI为体重指数,ALT为丙氨酸氨基转移酶,body weight-0w为初始体重,fat mass为体脂率,HbA1c为糖化血红蛋白,Android fat mass为腹部脂肪率,taiL为舌苔明度值,taiG为舌苔绿色调参数值,zhiLb为舌质颜色中黄绿色轴参数值,taiS为舌苔饱和度参数值,taiR为舌苔红色调参数值,taiLa为舌苔颜色中红绿色轴参数值,zhiCr为舌质颜色中代表红色信号与亮度值之间的差异值,taiI为舌苔亮度值,taiLb为舌苔颜色中黄绿色轴参数值,zhiCON为舌质纹理指标-对比度。

图2 逻辑回归模型与随机森林模型变量重要性分析

疗中本模型作为一种高效的决策支持工具,可辅助识别特定人群(超重或轻度肥胖合并胰岛功能尚可,且胰岛素抵抗较轻),同时其中医舌象表现为津液未伤、热象不著。对此类患者优先推荐营养干预,有望提高缓解成功率,避免不必要的药物治疗,从而优化医疗资源配置。

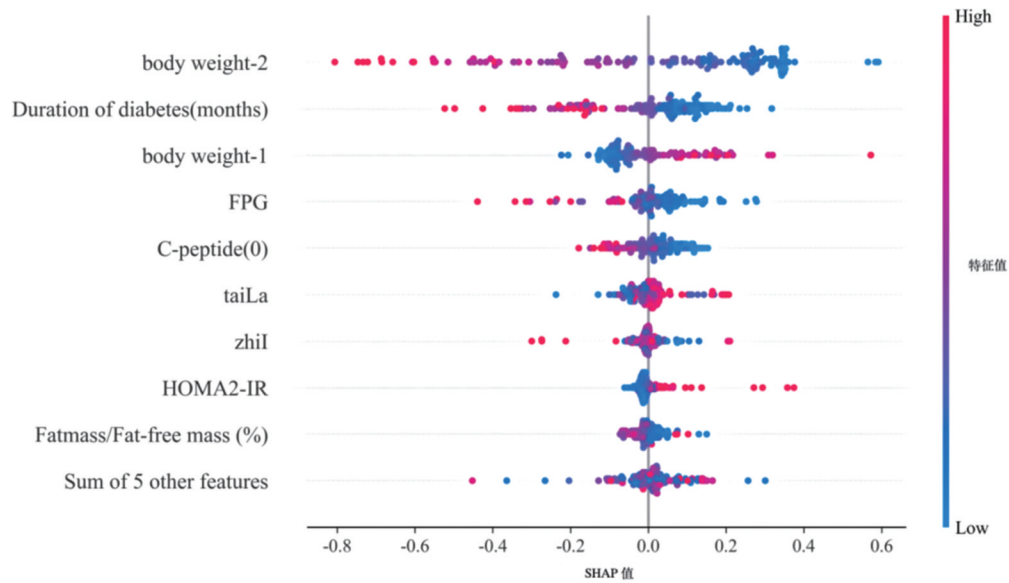
3.3 中医舌象在预测糖尿病缓解中的重要意义

本研究首次系统地将中医舌象参数纳入糖尿病缓解的预测模型中。变量重要性分析发现,taiL与taiG具有较高预测权重,为关键预测因子,具有重要理论与临床意义。

中医学认为,2型糖尿病可归属于“消渴”范畴,其核心病机为阴虚热盛,初起多以肺胃阴虚为主,渐

至肝肾阴虚,并可因虚致实,兼夹痰浊、瘀血等病理产物。舌象作为反映机体脏腑气血津液盛衰及病邪性质的外镜,其动态变化能够直观地反映糖尿病病机演变趋势^[23]。糖尿病缓解从中医视角解释是津液得充、热邪消退的过程,在舌象上同样有所体现。

taiL是预测糖尿病缓解的重要变量之一,其数值变化能直接反映体内津液的盈亏状态。在消渴病的发展过程中,津液耗伤是核心病机之一,诚如《景岳全书》所言“消渴之病,本于阴虚”,其病机关键多责之于阴津亏损。舌苔的润泽程度正是观察津液存损与否的外镜。当taiL值升高时,舌苔表现为白而润泽,提示机体津液尚未明显耗伤,气血津液输布相对平衡^[24]。反之,若taiL值偏低,则常提示



注:body weight-2 为治疗后体重,Duration of diabetes(months)为糖尿病病程(月),body weight-1 为治疗前体重,FPG 为空腹血糖,C-peptide 为治疗前 C 肽,taiLa 为舌苔颜色中红绿色轴参数值,zhiI 为舌质亮度值,HOMA2-IR 为稳态模型评估胰岛素抵抗指数,Fat mass/Fat-free mass (%) 为体脂肪量与去脂肪量的百分比,Sum of 5 other features 为其他 5 个变量总和。

图 3 沙普利加性解释(SHAP)分析蜂群图

阴津不足,舌面失于濡润,正与“阴虚”之病机相应^[25]。本研究结合 SHAP 分析中该变量的贡献方向,进一步明确了 taiL 与消渴病“津液盈亏”状态的对应关系。在糖尿病缓解过程中,保持适中润泽的舌苔往往反映体内津液充沛、输布有序,提示正气渐复、代谢趋于平衡,这与模型所识别出的积极预测规律一致。

taiG 是预测糖尿病缓解的另一关键变量,其数值变化对应舌苔颜色的改变。在中医理论中,苔色是反映机体状态的外镜,苔色偏黄常与热象相关^[26]。taiG 值升高表现为苔色偏黄,是热邪内蕴之体现。《素问·奇病论》指出“肥者令人内热,甘者令人中满,故其气上溢,转为消渴”,阐明了过食肥甘厚味损伤脾胃、酿生内热,热邪上蒸于舌面而导致苔色转黄的过程,热盛伤阴,阻滞气机,影响机体内津液的正常输布^[27]。本研究通过量化分析发现,taiG 升高在预测模型中具有明确的指示意义,反映出湿热内蕴在糖尿病发生与发展中的作用。因此,taiG 作为一项客观化舌象指标,有效辅助了中医辨证与现代预测模型的结合,增强了模型在识别糖尿病转归趋势中的解释能力。

从现代医学机制角度看,舌象并非孤立存在,其与全身代谢状态密切相关^[28]。研究^[29]表明,舌苔的微生物特征、角质细胞更新速率及舌面血流灌注

状况均与全身代谢状态、胰岛素敏感性及自主神经功能相关。舌苔润泽度与体液状态及细胞外基质功能指标相关,而舌苔颜色可能与肠道菌群代谢产物相关^[30]。因此,舌苔舌色是机体糖脂代谢、炎症状态的外在表现,舌象改善有助于糖尿病缓解核心病理生理机制的优化。

综上所述,舌苔润燥、颜色特征为判断患者是否适用营养干预手段实现缓解提供了直观、无创、易于获取的依据。将中医舌象、证素融入预测模型,有助于构建更完善的病证结合模型,为临床决策提供有力支持。

3.4 研究的局限性 本研究存在一定局限性。所有数据来源于单中心,样本代表性不足;研究为横断面设计,无法推断因果关系及追踪长期缓解持续性;未纳入饮食、运动、心理因素等重要混杂因素;且模型尚未进行外部验证,其泛化性能需在前瞻性、多中心的大样本研究中进一步验证。

3.5 总结 综上,本研究成功构建了一个融合中医舌象参数、中医证素与西医指标的预测模型,能够有效识别适于营养干预的糖尿病缓解潜在人群。RF 模型预测性能最优,其中 C 肽、BMI、QUICKI、体脂率、taiL、taiG 这些变量对于糖尿病缓解的预测价值较高。本研究体现了人工智能技术挖掘中医特色指标的巨大潜力。未来研究应致力于开展前瞻性多中心队列

研究,对模型进行外部验证和持续优化。

参考文献:

- [1] COLLABORATORS G B D S R F. Global, regional, and national burden of stroke and its risk factors, 1990-2021: A systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2021[J]. *Lancet Neurol*, 2024, 23(10): 973-1003.
- [2] RIDDLE M C, CEFALU W T, EVANS P H, et al. Consensus Report: Definition and Interpretation of Remission in Type 2 Diabetes[J]. *Diabetes Care*, 2021, 44(10): 2438-2444.
- [3] CHURUANGSUK C, HALL J, REYNOLDS A, et al. Diets for weight management in adults with type 2 diabetes: an umbrella review of published meta-analyses and systematic review of trials of diets for diabetes remission[J]. *Diabetologia*, 2022, 65(1): 14-36.
- [4] LEAN M E, LESLIE W S, BARNES A C, et al. 5-year follow-up of the randomised Diabetes Remission Clinical Trial (DiRECT) of continued support for weight loss maintenance in the UK: An extension study[J]. *Lancet Diabetes Endocrinol*, 2024, 12(4): 233-246.
- [5] JAYEDI A, ZERAATTALAB-MOTLAGH S, SHAHINFAR H, et al. Effect of calorie restriction in comparison to usual diet or usual care on remission of type 2 diabetes: a systematic review and meta-analysis of randomized controlled trials[J]. *Am J Clin Nutr*, 2023, 117(5): 870-882.
- [6] CAMPBELL K, REYNOLDS A N, PEDDIE M, et al. A primary care-led weight management intervention for adults with diabetes and obesity: qualitative results from a randomised controlled trial of total meal replacement (DiRECT)[J]. *Proceed Nutrit Society*, 2024, 83(1): E121.
- [7] YUAN K, WU B, ZENG R, et al. Construction and validation of a nomogram for predicting diabetes remission at 3 months after bariatric surgery in patients with obesity combined with type 2 diabetes mellitus[J]. *Diabetes Obes Metab*, 2024, 26(1): 169-179.
- [8] 刘实, 高阳, 江涛, 等. 糖脂代谢病及其不同证型患者舌象特征的回顾性研究[J]. *中医杂志*, 2025, 66(8): 826-833.
- [9] LIU Z, FENG N, WANG S, et al. Low-calorie diets and remission of type 2 diabetes in Chinese: phenotypic changes and individual variability[J]. *Nutr J*, 2025, 24(1): 42.
- [10] 朱文锋, 晏峻峰. 证素辨证新体系的内容及科学意义[J]. *医学与哲学*, 2005, 26(1): 69-70.
- [11] 贺宏波, 闫韶晔, 杨玲玲, 等. 5 930 例 2 型糖尿病患者舌象与实验室指标相关性分析[J]. *中医杂志*, 2013, 54(23): 2031-2034.
- [12] 徐艺峰, 王忆勤, 郝一鸣. 2 型糖尿病患者中医主证舌诊客观参数分析[J]. *世界科学技术-中医药现代化*, 2021, 23(2): 402-409.
- [13] 朱晶晶, 张扬, 龚小会, 等. 基于人工智能算法与中医体质类型的老年糖尿病患者合并心血管疾病预测模型[J]. *上海中医药杂志*, 2025, 59(3): 1-6.
- [14] 王富军, 王文琦. 《中国 2 型糖尿病防治指南(2020 年版)》解读[J]. *河北医科大学学报*, 2021, 42(12): 1365-1371.
- [15] 张晓燕, 王瑞, 楼锦娣, 等. 融合中医面色诊的辨证知识图谱设计与构建方法研究[J]. *中国中医药信息杂志*, 2024, 31(12): 42-48.
- [16] 张雅涵, 春意, 崔龙涛, 等. 基于“图像-光谱”联合特征的舌苔分类方法研究[J]. *中国中医基础医学杂志*, 2025, 31(12): 2156-2162.
- [17] LI J, HUANG J, JIANG T, et al. A multi-step approach for tongue image classification in patients with diabetes[J]. *Comput Biol Med*, 2022, 149: 105935.
- [18] 国家药品监督管理局. 中药新药临床研究指导原则(试行)[M]. 北京: 中国医药科技出版社, 2002: 233.
- [19] 赵智慧, 周毅, 李炜弘, 等. 基于深度学习多模态融合的 2 型糖尿病中医证素辨证模型的构建[J]. *世界科学技术-中医药现代化*, 2024, 26(4): 908-918.
- [20] SHERIFALI D T, RACEY M E, GREENWAY M K, et al. Type 2 diabetes remission: A systematic review and meta-analysis of nonsurgical randomized controlled trials[J]. *Diabetes Care*, 2025, 48(12): 2181-2191.
- [21] SHEN H, ZHENG Q, WANG Z, et al. Breaking the heterogeneity barrier: a robust prognostic signature for survival stratification and immune profiling in triple-negative breast cancer[J]. *Front Immunol*, 2025, 16: 1611917.
- [22] WANG J, WU H, CAI H, et al. Machine learning and Shapley additive explanations value integration for predicting the prognostic of anti-N-methyl-D-aspartate receptor encephalitis: Model development and evaluation study[J]. *JMIR Med Inform*, 2025, 13: e75020.
- [23] 杨睿博, 张艳, 罗文轩, 等. 不同病程 2 型糖尿病患者舌象的相关因素研究[J]. *环球中医药*, 2023, 16(11): 2232-2239.
- [24] 邓佳琳, 江涛, 邱锡鹏, 等. 2 型糖尿病两种中医证候的舌象特征及肠道菌群差异性研究[J]. *中华中医药杂志*, 2025, 40(5): 2250-2255.
- [25] 徐佳, 张良, 侯鑫磊, 等. 基于《金匱要略》相关方证探讨糖尿病辨证论治规律[J]. *中西医结合研究*, 2024, 16(4): 263-265.
- [26] 谢芳芳, 谢超群, 马建文, 等. 1 044 例慢性疲劳综合征患者中医证候的舌象特征研究[J]. *中华中医药杂志*, 2025, 40(8): 4309-4314.
- [27] 陈小愚, 陈宇, 王世东, 等. 超重或肥胖 2 型糖尿病患者的舌象相关因素研究[J]. *世界中医药*, 2022, 17(23): 3403-3410.
- [28] DENG J, DAI S, LIU S, et al. Application of tongue image characteristics and oral-gut microbiota in predicting pre-diabetes and type 2 diabetes with machine learning[J]. *Front Cell Infect Microbiol*, 2024, 14: 1477638.
- [29] LI Y, LIU Y, CUI J, et al. Oral-gut microbial transmission promotes diabetic coronary heart disease[J]. *Cardiovasc Diabetol*, 2024, 23(1): 123.
- [30] WANG Y, ZENG X, WU M, et al. Thick vs. thin tongue coatings in hemodialysis patients: unveiling gut microbiome dysregulation and systemic health implications[J]. *Front Cell Infect Microbiol*, 2025, 15: 1640429.

编辑: 黄博韬

收稿日期: 2025-10-22