

# 房颤射频消融术后预后预测指标的研究进展

袁伟庆<sup>1</sup>, 钟一鸣<sup>2</sup>

<sup>1</sup>赣南医科大学第一临床医学院, 江西 赣州

<sup>2</sup>赣南医科大学第一附属医院, 心血管内科, 江西 赣州

收稿日期: 2026年4月22日; 录用日期: 2026年5月16日; 发布日期: 2026年5月26日

## 摘要

射频导管消融(Radiofrequency Catheter Ablation, RFCA)已成为房颤(Atrial Fibrillation, AF)节律控制的重要治疗策略, 但术后复发率仍维持在30%~50%。准确识别高危复发患者对于优化患者选择、制定个体化随访策略具有重要意义。近五年来, 随着精准医学和人工智能技术的发展, 房颤消融术后预后预测指标研究取得了显著进展。本文综述了2020~2025年间该领域的主要研究成果, 将预测指标归纳为四大类: 1) 临床及人口学指标, 包括CHA<sub>2</sub>DS<sub>2</sub>-VASc评分、房颤类型、早期复发、消融策略及生活方式管理等; 2) 影像学指标, 涵盖左房结构、功能参数、心脏磁共振延迟钆强化(LGE)、左房应变及CT影像组学; 3) 血清生物标志物, 包括利钠肽类、炎症标志物、心肌纤维化标志物及代谢相关指标; 4) 新兴技术: 机器学习与人工智能模型。现有证据表明, 多指标联合预测模型显著优于单一指标, 而融合临床、影像及生物标志物的人工智能模型展现出最高的预测准确性。未来研究应致力于建立标准化、可解释且经过外部验证的预测体系, 以实现房颤消融治疗的真正个体化。

## 关键词

房颤, 射频消融, 复发预测, 预后指标

# Progress in Prognostic Predictors Following Radiofrequency Ablation for Atrial Fibrillation: A Review of Recent Evidence

Weiying Yuan<sup>1</sup>, Yiming Zhong<sup>2</sup>

<sup>1</sup>First Clinical Medical College, Gannan Medical University, Ganzhou Jiangxi

<sup>2</sup>Department of Cardiology, First Affiliated Hospital of Gannan Medical University, Ganzhou Jiangxi

Received: April 22, 2026; accepted: May 16, 2026; published: May 26, 2026

## Abstract

Radiofrequency catheter ablation (RFCA) has become a critical therapeutic strategy for rhythm control in atrial fibrillation (AF), yet the postoperative recurrence rate remains at 30%~50%. Accurate identification of high-risk patients for recurrence is essential for optimizing patient selection and developing individualized follow-up strategies. Over the past five years, significant progress has been made in prognostic predictor research for AF ablation following advancements in precision medicine and artificial intelligence technologies. This review summarizes major research achievements in this field from 2020 to 2025, categorizing predictors into four major groups: 1) Clinical and demographic indicators, including CHA<sub>2</sub>DS<sub>2</sub>-VASc score, AF type, early recurrence, ablation strategy, and lifestyle management; 2) Imaging indicators, encompassing left atrial structure and functional parameters, cardiac magnetic resonance delayed gadolinium enhancement (LGE), left atrial strain, and CT imaging omics; 3) Serum biomarkers, such as natriuretic peptides, inflammatory markers, myocardial fibrosis markers, and metabolic-related indicators; 4) Emerging technologies: machine learning and artificial intelligence models. Current evidence demonstrates that multi-index combined predictive models significantly outperform single indicators, with AI models integrating clinical, imaging, and biomarker data exhibiting the highest predictive accuracy. Future research should focus on establishing standardized, interpretable, and externally validated predictive systems to achieve true individualization in AF ablation therapy.

## Keywords

Atrial Fibrillation, Radiofrequency Ablation, Recurrence Prediction, Prognostic Indicators

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

房颤是临床最常见的持续性心律失常,全球流行病学统计提示房颤患病人数估计达 5970 万,并且其发病率随人口老龄化持续上升[1]。基于肺静脉隔离(Pulmonary Vein Isolation, PVI)的射频导管消融(Radiofrequency Catheter Ablation, RFCA)在改善症状方面显著优于药物治疗,目前已成为症状性房颤患者的一线节律控制手段[2]。然而,尽管消融技术在肺静脉隔离基础上不断进步,单次手术后房颤复发率仍较高:阵发性房颤为 10%~20%,持续性房颤则高达 25%~35% [3]。术后房颤复发不仅导致症状再发、生活质量下降,而且还与主要不良心血管事件(Major Adverse Cardiovascular Events, MACE)及再住院率增加密切相关[4]。

如何准确识别术后复发高危人群,指导术前患者筛选与风险沟通,术后抗心律失常药物(AAD)使用强度及随访频率具有重要临床价值,传统的单一预测因子(如左房直径)准确性有限,更多的预测指标也被不断发现,而近年来研究趋向于整合临床特征、影像学参数、血清生物标志物及多组学数据,构建多维度预测模型[5]。特别是机器学习(Machine Learning, ML)与深度学习(Deep Learning, DL)技术的应用,为处理高维复杂数据、发现非线性关联提供了新工具[6]。

本文通过系统综述 2020~2025 年间房颤 RFCA 术后预后预测指标的研究进展,旨在归纳总结各类影响预后指标,为临床决策提供循证依据,同时指出现有研究的不足与未来可能的研究方向。

## 2. 临床及人口学指标

### 2.1. 人口学指标

DECAAF II 试验的性别亚组分析(2024 年)揭示了显著的性别差异: 女性患者通常年龄更大、合并症更多, 术后心律失常复发率更高(53.3% vs. 40.2%,  $p < 0.01$ ), 房颤负荷更重(21% vs. 16%,  $p < 0.01$ ), 且左房逆重构程度较小(术后左房容积指数下降  $8.36 \text{ mL/m}^2$  vs.  $11.35 \text{ mL/m}^2$ ,  $p = 0.019$ ) [7]。生活质量评分在女性中术前术后均显著差于男性, 尽管两组改善幅度相似[7]。这些发现提示女性可能代表了一种更严重的房颤表型, 需要更积极的术前优化和术后管理。

CHA<sub>2</sub>DS<sub>2</sub>-VASc 评分传统上用于评估房颤患者卒中风险, 近年来研究证实其同样具有预测消融术后复发及不良事件的价值。一项纳入 860 例患者的多中心回顾性研究显示, CHA<sub>2</sub>DS<sub>2</sub>-VASc 评分与术后 12 个月房颤复发呈独立相关: 评分 0~1 分、2~4 分及  $\geq 5$  分患者的复发率分别为 25.7%、31.4%和 51%, 高分组复发风险显著增加(HR = 2.88, 95% CI: 1.75~4.74,  $p < 0.001$ ) [8]。该评分还可预测 MACE 及再住院风险, 具有简单、可及性高的优势[8]。

CABANA 试验的一项最新亚组分析(2025 年)进一步证实, 不可改变的危险因素(Nonmodifiable Recurrence Risk Factors, NMRRFs)数量影响消融获益程度[9]。研究将房颤病程 > 1 年、持续性/长程持续性房颤、年龄 > 65 岁及女性性别定义为 NMRRFs, 发现携带 < 3 个 NMRRFs 的患者从消融治疗中显著获益(主要终点事件减少), 而  $\geq 3$  个 NMRRFs 的患者获益不明显[9]。这提示临床医生在面对高龄、女性、长病程持续性房颤患者时, 应更加谨慎评估手术预期效果。

### 2.2. 临床指标

房颤类型(阵发性 vs.持续性)及病程是既往长期已确认的复发预测因子。2020~2025 年间的多项研究再次验证了非阵发性房颤作为独立危险因素的重要地位。DECAAF II 试验结果显示, 持续性房颤患者基线纤维化程度显著高于阵发性房颤患者, 且术后复发率与基线纤维化分期(Utah Stage)密切相关[7] [10] [11]。值得注意的是, 房颤类型对某些生物标志物的预测效能具有调节作用: BNP 水平在阵发性房颤队列中与复发关联更强, 而在非阵发性房颤中因基线水平普遍升高, 预测特异性下降[12]。

早期复发(Early Recurrence of Atrial Fibrillation, ERAF; 通常定义为空窗期内, 即术后 3 个月内复发)是晚期复发(Late Recurrence, > 3 个月)最强的预测因子之一[4]。一项纳入 128 例患者、中位随访 76.5 个月的研究证实, ERAF 是晚期复发的独立危险因素(HR = 5.951, 95% CI: 4.025~8.800), 结合最大左房容积指数(LAV<sub>imax</sub>)和 E/V<sub>p</sub> 比值构建的列线图模型, 预测 1 年、3 年、5 年晚期复发的 AUC 分别达 0.904、0.826 和 0.793 [4]。DECAAF II 试验的深入分析表明, 即使患者术后出现复发, 消融也能显著降低房颤负荷(从术前 65%降至 15%,  $p < 0.0001$ ), 且负荷减轻与症状改善显著相关( $R = 0.39$ ,  $p = 0.001$ ) [13]。因此, ERAF 不应仅被视为术后炎症或水肿的暂时性表现, 而应被纳入风险分层体系。

## 3. 消融技术与策略指标

高功率短时程(High-Power Short-Duration, HPSD)消融(如  $90 \text{ W/4 s}$ )通过快速阻抗加热减少热沉降效应, 可能形成更透壁、更持久的损伤灶。2021 年的一项系统综述指出, HPSD 消融可安全实施, 且与传统低功率长时程(LPLD)策略相比, 手术时间更短, 1 年无房性心律失常生存率相似(约 75%~80%), 但 PV 再连接模式可能存在差异[14] [15]。然而, 关于 HPSD 对长期预后(> 2 年)及特定人群(如纤维化严重患者)的影响, 仍需更多随机对照试验验证。

左心耳(Left Atrial Appendage, LAA)是持续性房颤患者非肺静脉触发灶的重要来源。LAA 电隔离(LAAEI)

可提高部分患者的手术成功率, 但可能增加血栓栓塞风险。2020 年一项倾向评分匹配分析显示, 在非阵发性房颤患者中, 接受 LA AEI 的患者长期无复发率显著高于对照组, 但缺血性卒中发生率也相应增加(2.3% vs. 0.4%,  $p=0.03$ ) [16]。2021 年的 Meta 分析进一步证实, LA AEI 虽减少复发, 但卒中风险增加约 3 倍 [17]。因此, LA AEI 应严格筛选适应证(如 LAA 为明确触发灶或驱动灶), 术后需长期抗凝并密切监测。

STAR AF II 试验早已证实, 对于持续性房颤, 在 PVI 基础上附加线性消融、复杂碎裂电位(CFAE)消融或转子(Rotor)消融并未改善预后 [18]。DECAAF II 试验进一步证实, 基于 MRI 指导的纤维化消融同样未能获益, 反而增加安全性风险(主要安全终点 2.2% vs. 0%,  $p=0.001$ ) [10]。这些阴性结果提示, 当前影像学技术定义的“纤维化”与电生理意义上的“致心律失常基质”可能存在错位, 未来的基质改良策略需要更精细的电生理标测指导(如高密度标测识别低电压区、局部异常电活动 LAVA 等)。

## 4. 生活方式干预与危险因素管理

肥胖是房颤复发的重要可改变危险因素。BMI 每增加 1 单位, 房颤复发风险增加 3%~4.7% [19]。LEGACY 研究确立了体重管理在房颤治疗中的核心地位: 减重  $\geq 10\%$  的患者无房颤生存率显著优于减重  $< 3\%$  者(88% vs. 41%) [19]。

2022 年一项纳入 15 项观察性研究的 Meta 分析显示, 消融前或消融后体重减轻可显著降低复发风险( $RR=0.71$ , 95% CI: 0.55~0.91), 且存在明显剂量-反应关系: 减重 10% 可使复发风险降低约 46% [19]。减重手术(Bariatric Surgery)在重度肥胖患者中显示出更显著的效果, 但可能延迟消融时机, 需权衡获益与房颤进展风险 [19]。然而, SORT-AF 随机对照试验显示, 仅减重 3.9% (4.6 kg) 未能显著改善预后, 提示可能需要更严格的减重目标( $\geq 10\%$ ) [19]。虽然肥胖及减重对房颤预后的效果是肯定的, 但对于肥胖等代谢因素对房颤进展的影响机制还有待进一步探索。

未经治疗的 OSA 显著增加消融后复发风险, 而持续气道正压通气(CPAP)治疗可将相对风险降低 41% ( $RR=0.59$ ,  $p<0.001$ ) [2]。相关研究也强调, 危险因素管理(包括血压控制、血糖控制及 OSA 治疗)应作为消融治疗的必要补充, 整合入房颤综合管理模式 [20] [21]。

## 5. 影像学指标

### 5.1. 心脏结构与功能参数

经胸超声心动图(TTE)测量的左房直径(LAD)和左房容积指数(LAVI)是最广泛应用的结构性指标。LAD  $> 40\sim 43$  mm 或 LAVI  $> 34$  mL/m<sup>2</sup> 通常被视为复发的临界值 [4]。除传统的结构参数外, 左房功能指标日益受到重视, 研究表明, 左房总应变(LASr)  $< 20\%$  提示左房收缩功能受损, 与消融治疗失败呈正相关; 而左心耳峰值血流速度(LAAV)降低( $< 40\sim 50$  cm/s)同样提示复发风险增加 [4]。功能指标弥补了传统的结构指标在评估预后上可能存在的偏差, 未来的研究可以在此基础上整合二者特点, 构建更准确的房颤预后指标模型。

### 5.2. 心脏磁共振与延迟钆强化(LGE)

心脏磁共振的延迟钆强化(Late Gadolinium Enhancement, LGE)技术可量化左房纤维化程度, 是评估房颤基质的重要工具。DECAAF 试验确立了 Utah 分期系统(Stage 1:  $< 10\%$ ; Stage 2: 10%~20%; Stage 3: 20%~30%; Stage 4:  $> 30\%$ ), 发现 Stage 1 患者术后 1 年无复发率达 84.6%, 而 Stage 4 仅 31% [22]。即每增加 1% 的纤维化程度, 复发风险增加 5.8% [22]。

DECAAF II 试验发现, 卒中病史与基线纤维化程度  $\geq 25\%$  显著相关( $OR=1.98$ , 95% CI: 1.14~3.43,  $p=0.01$ ), 提示严重心房心肌病与血栓栓塞风险存在病理生理联系 [11]。术后 LGE 显示的消融瘢痕透壁性

及分布特征(如左房底部瘢痕形成不足)是复发的独立预测因子[23]。基于可解释机器学习(xML)的研究发现, 术后低电压瘢痕区(特别是左房底部)的量化是预测复发的关键影像特征, 模型 AUC 达 0.80 [23]。

DECAAF II 试验的影像学分析进一步证实, 左房纤维化程度是预测复发的独立因素, 并且存在区域异质性, 即左肺静脉区域及左心耳的纤维化程度更高, 同时左心耳区域纤维化百分比也是复发的独立预测因子[24]。然而, 针对纤维化区域的 MRI 引导下额外消融较单纯 PVI 并未改善预后, 反而增加了卒中风险(1.5% vs. 0%,  $p = 0.001$ ) [10], 这提示单纯的解剖学上的纤维化可能因纤维化的区域、类型对房颤的进展有不同的影响, 未来需要更多相关研究来阐述其机制。

### 5.3. CT 影像组学与深度学习

术前心脏 CT 不仅可用于左房解剖重建及肺静脉变异评估, 其影像组学特征亦可预测预后。通过提取左房及肺静脉的高维纹理特征(如分形维数、熵值), 结合机器学习模型, 可较传统临床模型提升预测效能。一项融合框架研究整合了 CT 原始图像、形态学特征及临床数据, 构建模型预测 1 年消融成功的 AUC 达 0.821, 优于单一数据源模型[25]。而通过深度学习模型(如 3D CNN)可直接从 CT 数据中学习复发相关特征, 有效避免人工特征提取的局限性, AUC 达 0.764 [25], 提示结合深度学习, CT 影像组学可以作为分析房颤术后预后的辅助参数。

## 6. 生物标志物

B 型利钠肽(BNP)及其 N 末端前体(NT-proBNP)是反映心房壁张力、纤维化及神经激素激活的敏感指标。2022 年一项纳入 73 项研究的 Meta 分析证实, 基线 NT-proBNP (OR = 3.11, 95% CI: 1.80~5.36)和 BNP (OR = 2.91, 95% CI: 1.74~4.88)升高与消融后复发呈强相关, 并且在所有检测标志物中效应量最大[12]。值得注意的是, 术后 NT-proBNP 较基线下降 > 30%提示手术成功, 1 年复发概率极低[4]。这提示 BNP 及 NT-proBNP 反映的心功能水平与房颤互为因果, 终止房颤与心功能下降的恶性循环有利于患者的预后。

而炎症在心房重构中扮演关键角色, 高敏 C 反应蛋白(hs-CRP)和白细胞介素-6 (IL-6)是目前最具循证依据的炎症预测因子。前述 Meta 分析显示, 基线 hs-CRP 升高者复发风险增加 2.04 倍(95% CI: 1.28~3.23), IL-6 升高风险增加 1.83 倍(95% CI: 1.18~2.84) [12]。Meta 回归分析提示, hs-CRP 的预测效能优于普通 CRP, 而白细胞计数(WBC)的关联性相对较弱(OR = 1.38) [12]。中性粒细胞/淋巴细胞比值(NLR)、血小板/淋巴细胞比值(PLR)等复合炎症指标也被证实具有预测价值, 并被纳入机器学习模型[26], 随着房颤与炎症的关系的不断探索, 更多的炎症指标可能会被应用于房颤预后的分析。

细胞外基质作为参与心肌纤维化的重要物质, 反映细胞外基质代谢的标志物也被证实与房颤复发相关。I 型胶原羧基端交联肽(CITP)升高提示胶原交联及沉积, Meta 分析显示其与复发显著相关(OR = 1.89, 95% CI: 1.16~3.08) [12]。然而, 半乳糖凝集素-3 (Galectin-3)、基质金属蛋白酶(MMPs)及 TGF- $\beta$ 1 等标志物的预测价值目前尚存在争议, 因为它们可能受外周血与心腔内浓度差异及合并症(如肾功能不全)影响 [12], 需要更多基于冠状动脉及冠状静脉样本的研究来证实上述指标的预测价值。

代谢机制作为近年来新发现的房颤病理生理机制, 在房颤的发生发展中的作用被逐渐重视, 而作为代谢性疾病中重要组成部分的胰岛素抵抗(Insulin Resistance, IR), 其替代指标(无需胰岛素测定)近年被证实具有预后预测价值。2024 年一项纳入 2242 例患者的大型研究显示, 甘油三酯 - 葡萄糖指数(TyG)、代谢评分(METS-IR)及 TyG-BMI 指数均与术后复发独立相关, 其中 TyG-BMI 预测价值最高[27]。此外, 脂肪酸代谢重构也是房颤发生发展的重要过程, 相关脂肪酸代谢指标如脂肪酸结合蛋白(FABP)已被证实是在房颤的发生、发展中起了一定作用[28], 但是, FABP 及其他脂肪酸代谢指标与房颤预后的关系, 需要进一步的多组学分析来进一步探索。

## 7. 机器学习与人工智能模型

随机森林(Random Forest)、轻量级梯度提升机(LightGBM)及支持向量机(SVM)等算法在房颤复发预测中展现出良好性能。2024年一项研究比较了LightGBM、SVM、梯度提升算法以及自适应提升算法四种机器学习算法在房颤射频消融术后患者复发上的预测表现,其中LightGBM模型表现最优,在测试集上AUC达0.848(95% CI: 0.778~0.919),准确度为72.1% [26]。基于SHAP(SHapley Additive exPlanations)的可解释性分析显示,BNP和NLR是该模型中影响力最大的特征,其次为左房直径、白蛋白水平及房颤类型[26]。另外三种算法模型的表现与LightGBM模型相差不大,提示基于传统机器学习的模型在使用常规临床数据评估RFCA后房颤复发风险方面表现一定的潜力,可以为未来的风险分层提供信息,并指导个性化的随访策略[26]。

而深度学习算法可从窦性心律的12导联心电图识别出“隐形”房颤特征。研究表明,术前AI-ECG评分(基于DNN模型计算)能够预测消融后复发,为无创风险评估提供了新工具[29]。这种“电生理表型”可能比传统临床特征更早地反映心房病变程度,这其中的电生理机制也是未来可以进一步进行研究解释的方向。

卷积神经网络(CNN)则适用于处理影像数据。一项研究利用术前CT训练3D CNN预测复发,模型AUC达0.764;而融合临床特征、形态学指标及深度学习特征的混合模型的AUC则进一步提升至0.821 [25]。而基于LGE-MRI的研究结合影像特征、计算模拟结果及临床因素,使用随机森林分类器达到0.80的AUC,并通过SHAP分析识别出左房大小、术后瘢痕分布及既往电复律史为关键风险因素[23]。

单一预测指标的准确性有限,构建多因素联合模型是发展方向。现有临床评分如APPLE、CAAP-AF、BASE-AF2等整合了临床与简单影像参数,而近年研究倾向于纳入生物标志物及高维数据。基于早期复发、LAVImax和E/Vp的列线图模型[4],以及基于LAD、NT-proBNP和UA的简化模型(AUC = 0.785) [30],均显示出优于传统评分的性能。机器学习模型的优势在于自动处理特征间非线性交互及高维数据,但存在“黑箱”问题,即因模型内部决策的不透明,模型的使用者无法理解结果如何得出的问题。可解释AI(Explainable AI, XAI)技术(如SHAP、LIME)的应用与发展,使临床医生能够理解模型决策依据,增强了模型的临床可接受性[23] [26],可以作为机器学习模型的辅助工具。

## 8. 讨论

近年来,对于房颤射频消融术后预后的预测指标的探索不断深入,现有的指标已覆盖房颤患者病历资料各类数据,如何选择高效、准确的指标准确识别不良预后高风险病人成为重要难题,而传统的各类单一指标在使用上都存在准确性、可及性及病理生理代表性方面均存在明显的效能边界,如CHA<sub>2</sub>DS<sub>2</sub>-VASc评分、房颤类型选择、彩超指标等,它们具有极高的临床可及性和成本效益,可在床旁即时完成评估,但其预测准确性通常局限在AUC 0.60~0.70区间,难以满足个体化决策的精度需求,而如CT、MRI及强化等影像学辅助检查指标,虽能改善预测准确性的问题,但又存在检查费用、禁忌等因素限制,而血清标志物虽有易于动态复查、可从其他机制解释不良预后等优势,但因缺乏统一检测方案及结果标准,也暂时无法独立应用于临床中。

临床指标主要反映患者的“电生理表型”与合并症负担;影像指标刻画“解剖基质”的空间分布;生物标志物揭示“分子驱动”的时序变化,这些指标从各方面解释了房颤消融术后预后的机制,它们之间存在一定的关联关系,如心脏结构的变化对BNP等心功能指标存在一定影响,同时它们之间存在着一定的互补性,这为建立多指标联合预测奠定了理论基础。

而近年来,随着算法的升级及智能模型的广泛推广,促进了房颤消融术后预后的预测模型的发展,这些研究的结果都提示多指标联合策略已显示出超越单一指标的预测价值,基于ERAF、LAVImax和E/Vp构建的列线图模型[4]将AUC提升至0.90,显著优于任何单一参数;融合CT影像组学、形态学特征及临

床数据的混合模型[25] AUC 达 0.821, 较单纯临床模型提高约 15%。在机器学习框架下, LightGBM 模型整合 BNP、NLR、左房直径及房颤类型等特征后, AUC 达到 0.848, 详见表 1。然而, 当前多模态模型大多来源于单中心回顾性队列, 缺乏严格的外部验证, 不同的研究对于研究中各指标的定义也存在异质性, 因此未来研究需建立标准化的多中心前瞻性注册平台, 统一数据收集协议与终点判定标准。

## 9. 结论与展望

近五年来, 房颤射频消融术后预后预测领域经历了从单一指标向多组学整合、从传统统计向人工智能的范式转变。现有证据支持以下结论, 详见表 1。

**Table 1.** Summary of all predictive indicators

**表 1.** 各预测指标汇总

具体指标/模型	预测效能(AUC)	证据来源	优点	缺点
CHA <sub>2</sub> DS <sub>2</sub> -VASc 评分	0.60~0.70	多中心回顾性队列	零成本、即时可得、可预测 MACE 及再住院	准确性有限, 无法反映心房基质特异性
房颤类型	-	多项队列研究/ Meta 分析	简便、长期验证、指导初始策略选择	非阵发性房颤内部异质性强, 预测精度不足
早期复发	单因素 HR = 5.95	前瞻性队列	术后最强预测因子之一, 可动态评估	需等待空白期结束, 无法用于术前决策
NMRRFs 计数	-	CABANA 试验二次分析(RCT)	识别消融获益人群, 指导患者筛选	仅定义 4 个不可改变因素, 覆盖不全面
TTE 结构参数	0.65	多项队列研究	无创、普及、可重复	受操作者影响, 对轻度重构不敏感
左房应变/功能参数	0.70	队列研究	反映功能重构, 早于结构改变	标准化程度低, 正常值范围不统一
CMR-LGE (Utah 分期)	0.75~0.80	DECAAF II(RCT)	直接量化纤维化, 病理生理特异性强	费用高、耗时、肾功能不全禁忌、设备可及性差
CT 影像组学/深度学习	0.764~0.821	单中心回顾性队列	术前常规 CT 数据再利用, 无额外检查	模型泛化性未验证, 需专用软件支持
NT-proBNP/BNP	OR 2.91~3.11	Meta 分析	效应量最大, 反映心房壁张力与纤维化	受肾功能、心衰、房颤负荷影响, 临界值不统一
hs-CRP/IL-6	OR 1.83~2.04	Meta 分析	捕捉炎症驱动, 成本相对低廉	特异性差, 多种炎症状态均可升高
CITP (胶原交联肽)	OR 1.89	Meta 分析	直接反映细胞外基质重构	检测标准化不足, 临床普及度低
TyG-BMI/METS-IR	-	大型回顾性队列	无需胰岛素测定, 反映代谢综合征	间接指标, 受多种代谢因素影响
传统 ML (LightGBM/RF)	0.848	单中心队列	自动识别非线性交互, 可解释性强(SHAP)	“黑箱”问题、过拟合风险、外部验证不足
深度学习(3D CNN)	0.764	单中心队列	直接从影像提取特征, 减少人为倚倚	需大量标注数据, 计算资源需求高
AI-ECG (窦律 DNN)	-	队列研究	完全无创、零成本、可术前筛查	模型透明度低, 需特定算法平台支持
ERAF + LAVImax + E/Vp 列线图	0.904	前瞻性队列	整合动态与静态指标, 长期预测准确	需术后 ERAF 数据, 术前无法应用
LAD + NT-proBNP + UA 模型	0.785	回顾性队列	简便、仅需常规检查与血检	未纳入影像基质信息, 对 PeAF 预测力下降
多模态融合(临床 + 影像 + 组学)	0.80~0.85	单中心回顾性队列	多维度互补, 效能最优	数据整合复杂, 缺乏标准化与外部验证

生物标志物: NT-proBNP/BNP、hs-CRP、IL-6、CITP 及 TyG-BMI 等代谢指标为复发预测提供了独立信息, 应纳入高危患者评估体系[12] [27]。

影像技术: 左房应变、LGE-MRI 及 CT 影像组学可精细刻画心房基质, 术后瘢痕量化对复发风险具有重要预测价值[23]。然而, DECAAF II 试验的阴性结果提示, 单纯基于解剖学的纤维化靶向消融策略需要重新审视, 未来应探索电生理 - 影像融合指导的基质改良[10]。

临床整合: CHA<sub>2</sub>DS<sub>2</sub>-VASc 评分、ERAF、房颤类型及 NMRRFs 数量仍是简便有效的风险分层工具[4] [8] [9]。女性患者、长病程持续性房颤及高纤维化负荷患者代表高危人群, 需要更精细的术前评估[7]。

生活方式干预: 减重 ≥10%、OSA 的 CPAP 治疗及严格的风险因素管理可显著改善预后, 应作为标准治疗的必要补充[19] [21]。

人工智能: 机器学习模型, 特别是融合多模态数据的深度学习框架, 显著提升了预测准确性, 但需更多外部验证及标准化进一步验证后推广临床应用[6] [23] [26]。

未来研究应聚焦于: 1) 建立多中心、前瞻性队列进行模型的进一步外部验证; 2) 开发标准化影像及生物标志物检测协议; 3) 探索可解释 AI 技术以增强临床信任度; 4) 将生活方式干预与风险预测相结合, 实现真正的个体化治疗。最终目标是在术前准确识别最可能从消融中获益的患者群体, 优化医疗资源配置, 改善房颤长期管理成效及患者结局。

## 参考文献

- [1] Chugh, S.S., Havmoeller, R., Narayanan, K., Singh, D., Rienstra, M., Benjamin, E.J., *et al.* (2014) Worldwide Epidemiology of Atrial Fibrillation: A Global Burden of Disease 2010 Study. *Circulation*, **129**, 837-847. <https://doi.org/10.1161/circulationaha.113.005119>
- [2] Vempati, R., Garg, A., Shah, M., Jena, N., Raj, K., Reddy, Y.M., *et al.* (2025) Predictors of Atrial Fibrillation Recurrence after Catheter Ablation: A State-of-the-Art Review. *Hearts*, **6**, Article 12. <https://doi.org/10.3390/hearts6020012>
- [3] Boersma, L., Koźluk, E., Maglia, G., de Sousa, J., Grebe, O., Eckardt, L., *et al.* (2020) Paroxysmal and Persistent Atrial Fibrillation Ablation Outcomes with the Pulmonary Vein Ablation Catheter GOLD Duty-Cycled Phased Radiofrequency Ablation Catheter: Quality of Life and 12-Month Efficacy Results from the GOLD Atrial Fibrillation Registry. *EP Europace*, **22**, 888-896. <https://doi.org/10.1093/europace/euaa042>
- [4] Zhou, Y.X., Hu, Y.G., Cao, S., *et al.* (2026) Predictors of Atrial Fibrillation Late Recurrence and Major Adverse Cardiovascular Events after Radiofrequency Catheter Ablation: A Clinical Nomogram Model. *International Journal of General Medicine*, **19**, 1-12. <https://doi.org/10.2147/ijgm.s553219>
- [5] Dretzke, J., Chuchu, N., Agarwal, R., Herd, C., Chua, W., Fabritz, L., *et al.* (2020) Predicting Recurrent Atrial Fibrillation after Catheter Ablation: A Systematic Review of Prognostic Models. *EP Europace*, **22**, 748-760. <https://doi.org/10.1093/europace/euaa041>
- [6] Fan, X., Li, Y., He, Q., Wang, M., Lan, X., Zhang, K., *et al.* (2023) Predictive Value of Machine Learning for Recurrence of Atrial Fibrillation after Catheter Ablation: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Reviews in Cardiovascular Medicine*, **24**, 315. <https://doi.org/10.31083/j.rcm2411315>
- [7] Younes, H., Sohns, C., Akoum, N., Feng, H., Tsakiris, E., Hajjar, A.H.E., *et al.* (2024) Sex-Specific Outcomes and Left Atrial Remodeling Following Catheter Ablation of Persistent Atrial Fibrillation: Results from the DECAAF II Trial. *Journal of Interventional Cardiac Electrophysiology*, **67**, 1843-1850. <https://doi.org/10.1007/s10840-024-01831-w>
- [8] Gabarin, M., Suleiman, M., Elias, A., *et al.* (2025) CHA<sub>2</sub>DS<sub>2</sub>-VASc Score as a Predictor for Atrial Fibrillation Recurrence and Clinical Outcomes Following Pulmonary Vein Isolation. *Annals of Noninvasive Electrocardiology*, **30**, e70088.
- [9] Wang, Z., Wu, Y., Jiang, C., He, L., Zhou, N., Sang, C., *et al.* (2025) Catheter Ablation vs Drug Therapy in Patients with Atrial Fibrillation and Nonmodifiable Recurrence Risk Factors: A Secondary Analysis of the CABANA Randomized Clinical Trial. *JAMA Network Open*, **8**, e2528124. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2025.28124>
- [10] Marrouche, N.F., Wazni, O., McGann, C., Greene, T., Dean, J.M., Dagher, L., *et al.* (2022) Effect of MRI-Guided Fibrosis Ablation vs Conventional Catheter Ablation on Atrial Arrhythmia Recurrence in Patients with Persistent Atrial Fibrillation: The DECAAF II Randomized Clinical Trial. *Journal of the American Medical Association*, **327**, 2296-2305. <https://doi.org/10.1001/jama.2022.8831>
- [11] El Hajjar, A.H., Dagher, L., Younes, H., Mekhael, M., Noujaim, C., Chouman, N., *et al.* (2024) History of Stroke as a Predictor of High Left Atrial Fibrosis in Patients with Persistent Atrial Fibrillation—Insight from the DECAAF II Randomized Trial. *Journal of Interventional Cardiac Electrophysiology*, **67**, 2101-2109.

- <https://doi.org/10.1007/s10840-024-01837-4>
- [12] Boyalla, V., Harling, L., Snell, A., Kralj-Hans, I., Barradas-Pires, A., Haldar, S., *et al.* (2022) Biomarkers as Predictors of Recurrence of Atrial Fibrillation Post Ablation: An Updated and Expanded Systematic Review and Meta-Analysis. *Clinical Research in Cardiology*, **111**, 680-691. <https://doi.org/10.1007/s00392-021-01978-w>
- [13] Noujaim, C., Assaf, A., Lim, C., Feng, H., Younes, H., Mekhael, M., *et al.* (2024) Comprehensive Atrial Fibrillation Burden and Symptom Reduction Post-Ablation: Insights from DECAAF II. *Europace*, **26**, euae104. <https://doi.org/10.1093/europace/euae104>
- [14] Hansom, S.P., Alqarawi, W., Birnie, D.H., Golian, M., Nery, P.B., Redpath, C.J., *et al.* (2021) High-Power, Short-Duration Atrial Fibrillation Ablation Compared with a Conventional Approach: Outcomes and Reconnection Patterns. *Journal of Cardiovascular Electrophysiology*, **32**, 1219-1228. <https://doi.org/10.1111/jce.14989>
- [15] Naniwadekar, A. and Dukkipati, S.R. (2021) High-Power Short-Duration Ablation of Atrial Fibrillation: A Contemporary Review. *Pacing and Clinical Electrophysiology*, **44**, 528-540. <https://doi.org/10.1111/pace.14167>
- [16] Romero, J., Di Biase, L., Mohanty, S., Trivedi, C., Patel, K., Parides, M., *et al.* (2020) Long-Term Outcomes of Left Atrial Appendage Electrical Isolation in Patients with Nonparoxysmal Atrial Fibrillation: A Propensity Score-Matched Analysis. *Circulation: Arrhythmia and Electrophysiology*, **13**, e008390. <https://doi.org/10.1161/circep.120.008390>
- [17] Romero, J., Gabr, M., Patel, K., Briceno, D., Diaz, J.C., Alviz, I., *et al.* (2021) Efficacy and Safety of Left Atrial Appendage Electrical Isolation during Catheter Ablation of Atrial Fibrillation: An Updated Meta-Analysis. *EP Europace*, **23**, 226-237. <https://doi.org/10.1093/europace/euaa266>
- [18] Verma, A., Mantovan, R., Macle, L., De Martino, G., Chen, J., Morillo, C.A., *et al.* (2010) Substrate and Trigger Ablation for Reduction of Atrial Fibrillation (STAR AF): A Randomized, Multicentre, International Trial. *European Heart Journal*, **31**, 1344-1356. <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehq041>
- [19] Park, D.Y., An, S., Murthi, M., Kattoor, A.J., Kaur, A., Ravi, V., *et al.* (2022) Effect of Weight Loss on Recurrence of Atrial Fibrillation after Ablative Therapy: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Journal of Interventional Cardiac Electrophysiology*, **64**, 763-771. <https://doi.org/10.1007/s10840-022-01168-2>
- [20] Larsen, R.T., Gottlieb, C.R., Wood, K.A. and Risom, S.S. (2020) Lifestyle Interventions after Ablation for Atrial Fibrillation: A Systematic Review. *European Journal of Cardiovascular Nursing*, **19**, 564-579. <https://doi.org/10.1177/1474515120919388>
- [21] Yang, L. and Chung, M.K. (2023) Lifestyle Changes in Atrial Fibrillation Management and Intervention. *Journal of Cardiovascular Electrophysiology*, **34**, 2163-2178. <https://doi.org/10.1111/jce.15803>
- [22] Marrouche, N.F., Wilber, D., Hindricks, G., Jais, P., Akoum, N., Marchlinski, F., *et al.* (2014) Association of Atrial Tissue Fibrosis Identified by Delayed Enhancement MRI and Atrial Fibrillation Catheter Ablation: The DECAAF Study. *Journal of the American Medical Association*, **311**, 498-506. <https://doi.org/10.1001/jama.2014.3>
- [23] Bifulco, S.F., Magoon, M.J., Chahine, Y., Kim, I., Macheret, F., Akoum, N., *et al.* (2025) Predicting Arrhythmia Recurrence Post-Ablation in Atrial Fibrillation Using Explainable Machine Learning. *Communications Medicine*, **5**, Article No. 421. <https://doi.org/10.1038/s43856-025-01058-4>
- [24] Assaf, A., Mekhael, M., Noujaim, C., Chouman, N., Younes, H., Feng, H., *et al.* (2023) Effect of Fibrosis Regionality on Atrial Fibrillation Recurrence: Insights from DECAAF II. *Europace*, **25**, eua199. <https://doi.org/10.1093/europace/eua199>
- [25] Razeghi, O., Kapoor, R., Alhusseini, M.I., Fazal, M., Tang, S., Roney, C.H., *et al.* (2023) Atrial Fibrillation Ablation Outcome Prediction with a Machine Learning Fusion Framework Incorporating Cardiac Computed Tomography. *Journal of Cardiovascular Electrophysiology*, **34**, 1164-1174. <https://doi.org/10.1111/jce.15890>
- [26] Nie, L., Zhang, T., Wang, W., Han, X., Liu, M., Zhang, S., *et al.* (2025) Machine Learning-Based Prediction Model for Recurrence after Radiofrequency Catheter Ablation in Patients with Atrial Fibrillation. *Frontiers in Cardiovascular Medicine*, **12**, Article 1642409. <https://doi.org/10.3389/fcvm.2025.1642409>
- [27] Wang, Z., He, H., Xie, Y., Li, J., Luo, F., Sun, Z., *et al.* (2024) Non-Insulin-Based Insulin Resistance Indexes in Predicting Atrial Fibrillation Recurrence Following Ablation: A Retrospective Study. *Cardiovascular Diabetology*, **23**, Article No. 87. <https://doi.org/10.1186/s12933-024-02158-6>
- [28] Lind, L., Sundström, J., Stenemo, M., Hagström, E. and Ärnlöv, J. (2017) Discovery of New Biomarkers for Atrial Fibrillation Using a Custom-Made Proteomics Chip. *Heart*, **103**, 377-382. <https://doi.org/10.1136/heartjnl-2016-309764>
- [29] Gruwez, H., Barthels, M., Dhont, S., Meekers, E., Wouters, F., Pierlet, N., *et al.* (2024) Predicting Atrial Fibrillation Recurrence after Catheter Ablation Using an Artificial Intelligence-Enabled Electrocardiogram Algorithm. *Europace*, **26**, euae102.67. <https://doi.org/10.1093/europace/euae102.167>
- [30] Bai, Y., Wang, C., Zhang, C., Zhu, Z., Zhu, N. and Lv, X. (2026) Predictive Factors for Atrial Fibrillation Recurrence after Radiofrequency Ablation: A Multifactorial Approach. *BMC Cardiovascular Disorders*, **26**, Article No. 177. <https://doi.org/10.1186/s12872-026-05561-x>