

“古建筑木材科研基地”专栏 (13) DOI: 10.12326/j.2096-9694.2026050

编者按：2023年5月，国家文物局公布第八批重点科研基地名单，依托中国林业科学研究院木材工业研究所的古建筑木材科学研究与保护国家文物局重点科研基地（简称古建筑木材科研基地）位列其中。古建筑木材科研基地围绕国家文物保护重大需求，以古建筑木材保护为目标，全力解决古建筑木材劣化病害机理等科学问题，攻克病害诊断识别、材料服役评价、绿色多效防护等技术难题，创制绿色防护产品，着力构建古建筑木材病理学理论体系，强化古建筑的系统性保护，提高古建筑预防性保护能力。本刊于2024年系列报道古建筑木材科研基地相关研究成果，为古建筑文物科技创新和保护提供支撑，助力文物保护事业高质量发展。

构造、物理与无损检测多源特征融合的 华北落叶松木材力学性能机器学习预测

孙子上^{1,2,3,4}，焦立超^{1,2,3}，郑昌^{1,2,3}，詹伟辉^{1,2,3}，姜笑梅^{1,2,3}，
周海宾¹，殷亚方^{1,2,3}

(1. 中国林业科学研究院木材工业研究所，北京 100091；2. 中国林业科学研究院木材标本馆，北京 100091；
3. 国家林业和草原局木材标本资源库，北京 100091；4. 南京林业大学，江苏南京 210037)



摘要：针对古建筑严重损毁木构件替换选材时普遍存在的木材力学性能预测效率低、测试流程复杂等问题，构建木材力学性能快速预测方法并建立修缮用材适用性评价体系，是科学支撑古建筑替换选材的关键。以华北落叶松 (*Larix gmelinii* var. *principis-rupprechtii*) 为研究对象，测定生长轮宽度、晚材率两项构造特征与气干密度指标，并结合应力波波速、微钻阻力、以及二者耦合得到的波阻模量复合参数等无损检测参数，引入随机森林、决策树、K近邻回归、支持向量回归及表格先验数据拟合网络 (TabPFN) 5种机器学习算法，构建样本数量不足条件下木材抗弯强度、抗弯弹性模量、顺纹及横纹抗压强度等力学性能的预测模型。在各项指标中，气干密度、晚材率、微钻阻力值与力学性能的 Pearson 系数最高（均大于 0.5），而生长轮宽度和应力波波速则与力学性能相关性较弱。将气干密度、晚材率与微钻阻力值三类高相关多源特征融合建模，其预测精度较单一使用构造与物理指标或无损检测参数分别提高 23.26% 和 72.05%。五种模型中，基于预训练机制的 TabPFN 在力学性能预测中表现最优，预测抗弯强度的决定系数 R^2 高达 0.9614。以沙普利加性解释 (Shapley additive explanations, SHAP) 值量化特征贡献度，进一步筛选出气干密度、晚材率与微钻阻力值为核心预测特征，其中气干密度贡献度最高（平均 SHAP 值为 61.29%）。研究构建的融合构造、物理指标与无损检测参数的机器学习预测方法，实现对华北落叶松关键力学性能的快速、准确评估，为应县木塔等古木建筑修缮工程中严重损毁构件的科学选材提供重要依据。

关键词：华北落叶松；古建筑修缮；机器学习；表格先验数据拟合网络；气干密度

中图分类号：S791.229；TU366.2 文献标识码：A 文章编号：2096-9694 (XXXX) XX-0001-12

收稿日期：2026-04-15；修改日期：2026-05-15

基金项目：“十四五”国家重点研发计划课题“应县木塔本体信息采集、挖掘与数据模型构建” (2023YFF0906301)；科技基础资源调查专项课题“木材科学数据规范化与木材科学数据库构建” (2023FY101403)。

作者简介：孙子上 (2003—)，男，硕士研究生。Email: s_zishang@qq.com

通讯作者：焦立超，男，副研究员。Email: jiaolc@caf.ac.cn

Machine Learning Prediction of Mechanical Properties of *Larix gmelinii* var. *principis-rupprechtii* Wood by Integrating Multi-Source Features of Anatomy, Physics and Non-destructive Testing

SUN Zishang^{1,2,3,4}, JIAO Lichao^{1,2,3}, ZHENG Chang^{1,2,3}, ZHAN Weihui^{1,2,3}, JIANG Xiaomei^{1,2,3}, ZHOU Hai-bin¹, YIN Ya-fang^{1,2,3}

(1. Research Institute of Wood Industry, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China; 2. Wood Collection of Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China; 3. Wood Specimen Resource Center of National Forestry and Grassland Administration, Beijing 100091, China; 4. Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, Jiangsu, China)

Abstract: To address the prevalent issues of low prediction efficiency and complex testing procedures for wood mechanical properties in the selection of replacement materials for severely damaged wooden components in ancient buildings, developing a rapid prediction method for wood mechanical properties and establishing a suitability evaluation system for restoration materials is key to scientifically supporting the replacement material selection. This study measured anatomical and physical indicators of *Larix gmelinii* var. *principis-rupprechtii* specimens, including growth ring width, latewood percentage, and air-dry density. Simultaneously, non-destructive testing (NDT) parameters were obtained, including stress wave velocity, micro-drilling resistance, and their coupled composite parameter (wave resistance modulus). Five machine learning algorithms including Random Forest (RF), Decision Tree (DT), K-Nearest Neighbors Regression (KNN), Support Vector Regression (SVR), and Tabular Prior-Data Fitted Network (TabPFN), were introduced to construct prediction models for key mechanical properties (modulus of rupture, modulus of elasticity, and compressive strength parallel and perpendicular to the grain) under limited sample conditions. Among all indicators, air-dry density, latewood percentage, and micro-drilling resistance exhibited the highest Pearson correlation coefficients with mechanical properties (all>0.5), whereas growth ring width and stress wave velocity showed relatively weak correlations. By integrating these three highly correlated multi-source features (air-dry density, latewood percentage, and micro-drilling resistance) for modeling, the prediction accuracy improved by 23.26% and 72.05%, respectively, compared to using anatomical/physical indicators or NDT parameters alone. Among the five models, the pre-training-based TabPFN achieved the best predictive performance for mechanical properties, yielding an R^2 of 0.9614 for modulus of rupture. Using Shapley additive explanations (SHAP) values, feature contribution analysis further identified air-dry density, latewood percentage, and micro-drilling resistance as the core predictive features, with air-dry density contributing the most (average SHAP value of 61.29%). The proposed machine learning-based prediction method, integrating structural, physical, and NDT parameters, enables rapid and accurate assessment of key mechanical properties of *Larix gmelinii* var. *principis-rupprechtii* woods, providing a critical scientific basis for the selection of suitable replacement materials for severely damaged components in the restoration of ancient timber structures such as the Yingxian Wooden Pagoda.

Key words: *Larix gmelinii* var. *principis-rupprechtii*; ancient building restoration; machine learning; TabPFN; air-dry density

应县木塔是世界上现存最高、最古老的木结构楼阁式建筑，是中国古代木构建筑的经典代表^[1]。其主体结构大量采用华北落叶松 (*Larix gmelinii* var. *principis-rupprechtii*)，该树种材质坚韧、耐腐蚀性优良，是我国华北、东北寒温带及温带地区的核心用材树种^[2-3]。历经960余年的自然侵蚀与长期持续荷载作用，木塔出现塔体倾斜、梁架走闪、关键构件受压残损等严重结构病害，部分受力关键构件已达严重残损等级，亟待开展科学审慎的修缮处置^[3-5]。依据 GB/T 50165—2020《古建筑木结构维护与加固技术标准》^[6]与国际木质遗产科学委员会于2017年通过的“*Principles for the conservation of wooden built heritage*”^[7]，古建筑木结构修缮应严格遵循不改变文物原状的原则，执行原形制、原结构、原材料、原工艺的基本要求，并坚持“能修不换、最小干预、最大限度保存原构件”的修缮方针。然而，针对严重残损且已丧失安全储备的承重构件，有必要进行更换处理。替换构件应选用与原构件树种一致、材性及力学指标相近的木材，保障结构受力协同性与风貌原真性。

木材作为天然各向异性生物材料，其力学性能由自身构造特征与物理状态共同决定。生长轮宽度、晚材率等构造特征指标，以及气干密度等物理性能指标，与抗弯强度、弹性模量、顺纹抗压强度等力学性能密切相关^[8]。通过应力波、微钻阻力测试等无损检测技术获取波速、阻力及波阻模量等参数，能够在不损伤构件完整性的前提下表征内部缺陷与力学特性，符合文物保护对本体最小损伤的勘察与检测要求^[9]。围绕上述基础参数与检测手段，已有研究针对杉木 (*Cunninghamia lanceolata*)、落叶松 (*Larix gmelinii*)、马尾松 (*Pinus massoniana*)、青杨 (*Populus cathayana*) 等树种^[10-13]及古建筑老化木构件开展了大量工作，通过采用应力波、微钻阻力等无损检测技术进行评估，或基于木材密度、生长轮宽度以单变量线性回归分析^[14-15]，证实了这些指标在木材力学性能预测中的有效性。然而，针对古建筑修缮替换用材树种，融合物理性能、构造特征及无损检测参数的多源特征机器学习研究的相关报道较少，尚

未形成可适用的建模框架；尤其在标准试样获取及测试成本高、建模样本量受限的条件下的相关研究较为薄弱，难以有效支撑古建筑修缮“原材料、原工艺、原形制、原结构”的“四原”保护原则下高效、精准的选材需求。

因此，本研究聚焦应县木塔严重残损构件替换选材的需求，以华北落叶松新材为研究对象，测定其生长轮宽度、晚材率两项构造特征与气干密度指标，结合应力波波速、微钻阻力两项无损检测参数与二者耦合得到的波阻模量复合参数，引入随机森林 (random forest, RF)、决策树 (decision tree, DT)、K近邻回归 (K-nearest neighbors regression, KNN)、支持向量回归 (support vector regression, SVR) 及表格先验数据拟合网络 (Tabular prior-data fitted network, TabPFN) 等5种机器学习算法，构建样本数量不足条件下木材力学性能 (抗弯强度、抗弯弹性模量、顺纹抗压强度、横纹抗压强度) 预测模型，阐明木材构造、物理指标及无损检测参数与木材力学性能间关联，明确各指标对力学性能的影响权重与关联规律，建立快速、准确的木材力学性能评估方法，为应县木塔严重残损构件替换选材提供科学依据^[16-20]。

1 材料与方法

1.1 试验材料

华北落叶松木材，共8组试样，其中5组为方材、3组为原木。方材试样产地为山西省关帝山 (吕梁市交城县庞泉沟镇)，原木试样产地为山西省管涔山 (忻州市羊圈沟林场)。各试样的详细规格、树龄等信息列于表1。

表1 华北落叶松试材信息

Tab.1 Information on collected materials of *Larix gmelinii* var. *principis-rupprechtii*

编号	树龄/a	规格参数	样本类型	采集地
L1	~64	17.8 cm×25.5 cm×96.7 cm	方材	山西省 关帝山
L2	~63	18.0 cm×20.0 cm×91.5 cm		
L3	~64	17.5 cm×21.5 cm×90 cm		
L4	~68	17.8 cm×20.5 cm×90.5 cm		
L5	~60	19.8 cm×22.2 cm×97.5 cm		
L6	68	胸径33.0 cm, 长度100.0 cm	原木	山西省 管涔山
L7	60	胸径30.0 cm, 长度100.0 cm		
L8	36	胸径22.0 cm, 长度100.0 cm		

1.2 仪器设备

万能力学试验机 (ETM105D)、微钻阻抗仪 (Resistograph 4452-P)、应力波检测仪 (FAKOPP)、树轮仪 (LINTAB 6)、恒温恒湿箱 (CRH-200) 等。

1.3 试验方法

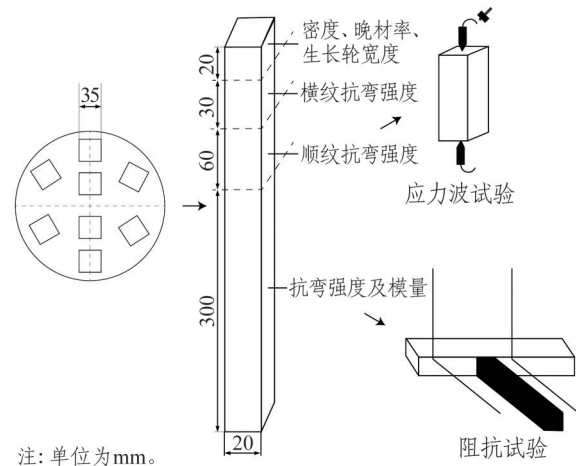
参照国家标准 GB/T 1927.2—2021 《无疵小试材木材物理力学性质试验方法 第2部分：取样方法和一般要求》，将8组试样进行锯解，共加工出97个横截面尺寸为35 mm×35 mm的毛坯试条，再精加工为横截面尺寸20 mm×20 mm的木条，最终分别加工成用于气干密度、抗弯强度、抗弯弹性模量、顺纹抗压强度和横纹抗压强度测试的无疵小试样 (表2)。依照 GB/T 1927.2—2021 规定，将试样置于温度为 (20±2) °C、相对湿度为 65%±3% 的恒温恒湿环境中，调节含水率至 12%。之后测定试样的尺寸和质量，计算气干密度，采用万能力学试验机测试抗弯强度、抗弯弹性模量、顺纹抗压强度和横纹抗压强度，测定方法参照相应国家标准和其他通用技术方法 (表2)。所有试样的加工精度均符合标准规定的允许误差要求。各项试验所用试件锯解和测试方法如图1所示。

表2 试件尺寸、数量和测试标准信息

Tab.2 Dimension and quantity of testing wood specimens

测试指标	尺寸规格(R×T×L)/ mm×mm×mm	有效试件 数量	国家标准
气干密度	20×20×20	92	GB/T 1927.5—2021 ^[21]
生长轮宽度	20×20×20	92	GB/T 1927.3—2021 ^[22]
晚材率	20×20×20	92	GB/T 1927.3—2021 ^[22]
抗弯强度	20×20×300	90	GB/T 1927.9—2021 ^[23]
抗弯弹性模量	20×20×300	89	GB/T 1927.10—2021 ^[24]
顺纹抗压强度	20×20×60	90	GB/T 1927.11—2021 ^[25]
横纹抗压强度	20×20×30	87	GB/T 1927.12—2021 ^[26]
应力波波速	20×20×300	76	DB11/T 1190.1—2015 ^[27]
微钻阻力	20×20×300	91	DB11/T 1190.1—2015 ^[27]

1.3.1 生长轮宽度、晚材率测定 采用树轮仪对试样横切面进行测定，沿径向垂直于生长轮方向绘制测量基线。沿该基线测定连续完整生长轮的总宽度，同时统计测量范围内的生长轮总数，测量精度控制至0.01 mm。依据早晚材的颜色差异与细胞结构特征划分早材与晚材界限，分别测定各完整生长轮的总宽度及晚材宽度 (精度0.01 mm)，以晚材宽度与生长轮总宽度的百分比计算晚材率。



注：单位为mm。

图1 试件锯解与测试方法

Fig.1 Sawing and testing methods for wood specimens

1.3.2 无损检测参数测试 依据 DB11/T 1190.1—2015 《古建筑结构安全性鉴定技术规范 第1部分：木结构》测试木材微钻阻力值 F 与顺纹应力波波速 v 。基于微钻阻力值 F 与波速 v ，按公式 $M=Fv^2$ 计算波阻模量 M 。

1.4 数据处理与分析

首先采用 3σ 准则识别并剔除原始数据中的异常值，确保样本数据的可靠性；随后对木材构造、物理指标、无损检测参数及力学性能等10项指标进行双相关性分析，结合 Pearson 线性相关分析和 Spearman 秩相关分析，交叉验证数据关联的显著性，每个指标筛选不超过3个相关性较强的变量；考虑到各特征量纲存在差异 (如密度、生长轮宽度、微钻阻力值等)，模型训练前对所有输入变量进行 Min-Max 标准化处理，避免量纲差异对 KNN、SVR 等模型的预测结果造成干扰。

本研究有效样本总量最大值为92例，属于有限样本范畴，数据集按训练集：测试集=7：3的比例划分^[28]。为确保模型性能最优及不同模型间对比的公平性，采用随机搜索交叉验证 (randomized search cross validation, RSCV) 进行超参数优化，通过5折交叉验证 (5-fold CV) 计算模型平均性能指标，采用决定系数 (R^2) 评价模型预测结果。筛选出最优模型后，采用沙普利加性解释 (Shapley additive explanations, SHAP) 博弈论方法替代传统特征重要性分析，以 SHAP 均值绝对值为核心依据，量化各特征对不同力学性能预测的贡献度并排序。

2 结果与讨论

2.1 木材多源特征测试结果

华北落叶松无疵小试样构造、物理指标、无损检测参数及抗弯强度等力学性能指标的统计结果列于表3。构造与物理指标中，生长轮宽度、晚材率和气干密度的均值分别为2.7 mm、34%和0.610 g/cm³，其变异系数分别为37.36%、20.59%和13.11%，表明生长轮宽度的离散程度最高。无损检测参数中，微钻阻力、应力波波速和波阻模量均值分别为39.46 resi、4.07 km/s和672.51 resi·km²/s²，其中波阻模量的变异系数最大（33.40%）。力学性能指标中，抗弯强度、抗弯弹性模量、顺纹抗压强度和横纹抗压强度均值分别为83.9 MPa、9680 MPa、42.6 MPa和4.0 MPa，其中横纹抗压强度变异系数最高（34.65%）。整体而言，各项指标覆盖范围广泛，可为后续构建多维度木材性能机器学习预测模型提供充足且具有代表性的数据基础。

表3 华北落叶松无疵小试样构造、物理、无损检测参数及力学性能指标统计结果

Tab.3 Statistical results of wood anatomical, physical, non-destructive testing parameters, and mechanical properties for small clear specimens of *Larix gmelinii* var. *principis-rupprechtii*

指标	单位	均值±标准差	范围	变异系数/%
生长轮宽度	mm	2.7±1.0	1.33~7.61	37.36
晚材率	%	34±7	21~56	20.59
气干密度	g/cm ³	0.610±0.083	0.480~0.875	13.11
微钻阻力	resi	39.46±10.17	23.56~75.02	25.77
应力波波速	km/s	4.07±0.57	2.37~5.06	14.00
波阻模量	resi·km ² /s ²	672.51±224.61	218.98~1371.92	33.40
抗弯强度	MPa	83.9±17.1	62.5~131.6	20.42
抗弯弹性模量	MPa	9680±1990	6240~15810	20.52
顺纹抗压强度	MPa	42.6±9.5	29.1~68.4	22.37
横纹抗压强度	MPa	4.0±1.4	1.7~7.6	34.65

2.2 木材多源特征之间的相关性分析及其机器学习模型构建与评价

2.2.1 相关性分析 采用 Pearson 和 Spearman 相关系数，对华北落叶松木材的构造、物理指标（生长轮宽度、晚材率、气干密度）与其4项力学性能进行相关性分析（图2）。

结果表明，华北落叶松无疵小试样气干密度与各项力学性能的相关性最高（Pearson 系数 0.717~0.811，Spearman 系数 0.684~0.804），尤其与顺纹抗压强度的相关系数最高（Pearson 系数 0.811，Spearman 系数 0.804），说明气干密度是预测华北落叶松木材力学性能的核心物理指标。这与周贤武等^[29]关于日本落叶松（*Larix kaempferi*）木材气干密度与抗弯强度、抗弯弹性模量、顺纹抗压强度等力学性能之间呈密切相关性的结论相吻合。华北落叶松无疵小试样晚材率与各项力学性能的相关性次之（Pearson 系数 0.604~0.652，Spearman 系数 0.483~0.573）；而生长轮宽度与各项力学性能的相关性最弱（Pearson 系数 -0.153~-0.019，Spearman 系数 -0.176~-0.050），且系数绝对值均小于0.2，表明其对力学性能的直接影响极为有限。

2.2.2 模型构建与评价 采用随机森林（RF）、决策树（DT）、K近邻回归（KNN）、支持向量回归（SVR）及表格先验数据拟合网络（TabPFN）5种机器学习模型，系统评估木材构造与物理指标（生长轮宽度、晚材率、气干密度）对华北落叶松4项主要力学性能的预测能力。研究采用5折交叉验证获取平均决定系数（R²），以保障模型泛化能力评估的可靠性。表4汇总5种模型对各力学性能指标预测的R²值。

由表4结果可知，不同模型在各力学性能预测中表现各异。在抗弯强度预测中，DT和TabPFN的预测效果相对最优；抗弯弹性模量预测中，TabPFN与KNN位列前二；顺纹抗压强度预测中，TabPFN和SVR表现突出；横纹抗压强度预测中，RF和TabPFN排名前二。

综合来看，TabPFN在4项力学性能预测中均进入前二，并在抗弯弹性模量和顺纹抗压强度上取得最高R²值，表明该模型在样本数量不足条件下对木材力学性能预测具有较强的稳健性与泛化能力。类似地，黄鹤等^[30]基于TabPFN模型与木材气干密度指标，成功实现了杂种落叶松（*Larix kaempferi*×*L. gmelinii*）早材与晚材拉伸弹性模量的预测，进一步验证了该模型在力学性能预测中的有效性。

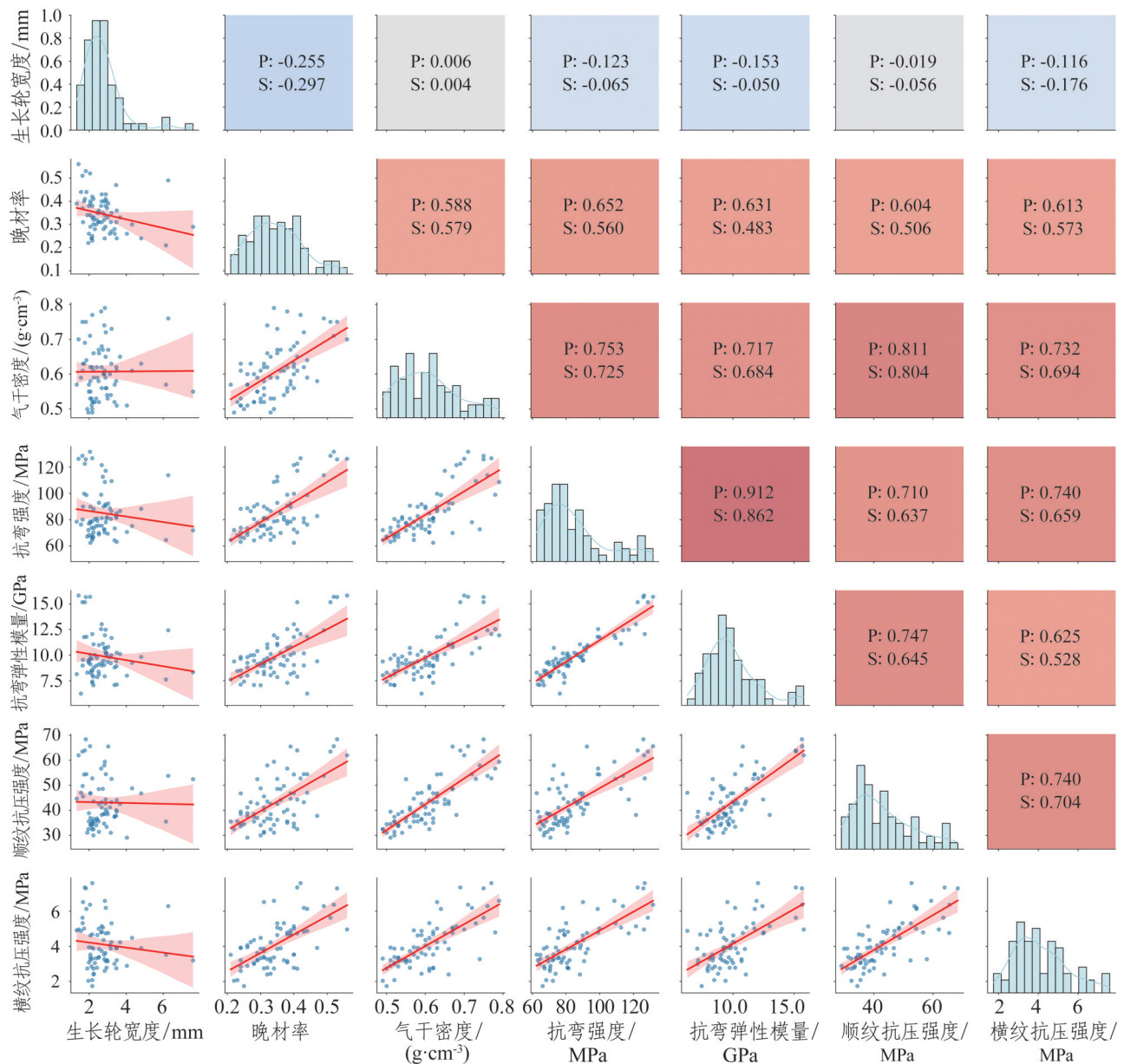


图2 木材构造、物理与力学性能相关性散点矩阵图

Fig.2 Scatter plot matrix of correlations between wood anatomical, physical and mechanical properties

表4 基于木材构造与物理指标的5种力学性能预测模型
决定系数

Tab.4 Determination coefficient of five prediction models for wood mechanical properties based on wood anatomical and physical properties

力学性能指标	$R^2(\text{RF})$	$R^2(\text{DT})$	$R^2(\text{KNN})$	$R^2(\text{SVR})$	$R^2(\text{TabPFN})$
抗弯强度	0.490 7	0.537 9	0.327 3	0.422 5	0.514 9
抗弯弹性模量	0.473 1	0.382 3	0.598 3	0.309 1	0.704 9
顺纹抗压强度	0.603 3	0.396 9	0.660 0	0.670 9	0.837 0
横纹抗压强度	0.604 8	0.160 9	0.465 3	0.482 1	0.489 2

2.3 木材无损检测参数与主要力学性能的相关性分析及其机器学习模型构建与评价

2.3.1 相关性分析 采用Pearson和Spearman相关系数，对华北落叶松木材的无损检测参数（波速、微钻阻力、波阻模量）及其4项力学性能进行相关性分析（图3）。

结果表明，微钻阻力与各项力学性能的相关性最高（Pearson系数0.542~0.599，Spearman系数0.479~0.583），其中与顺纹抗压强度的关系最紧密（Pearson系数0.599，Spearman系数0.583）；波阻模量与力学性能的相关性次之（Pearson系数

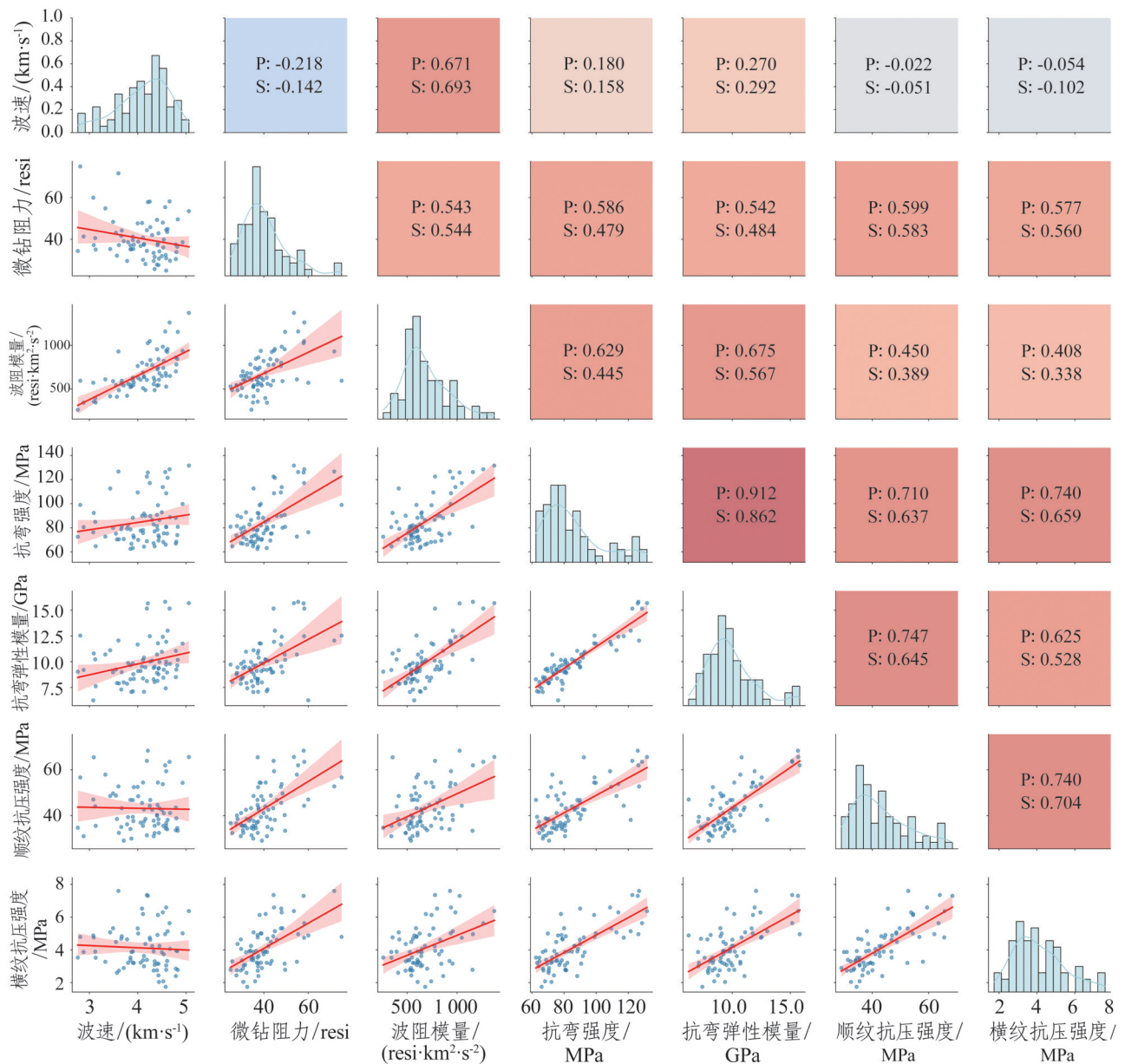


图3 木材无损检测参数与力学性能相关性散点矩阵图

Fig.3 Scatter plot matrix of correlations between wood non-destructive testing parameters and mechanical properties

0.408~0.675，Spearman系数0.338~0.567），且以抗弯弹性模量的相关系数最高（Pearson系数0.675，Spearman系数0.567）；波速与各项力学性能的相关性最弱（Pearson系数-0.054~0.270，Spearman系数-0.102~0.292），除抗弯弹性模量的相关系数略高于0.2外，其余指标的相关系数绝对值均小于该值，表明其对力学性能的直接预测能力较为有限。这与白晓斌等^[31]关于从山西太原晋祠和平遥白云寺取下的旧构件落叶松属（*Larix spp.*）木材性能无损检测技术研究结果中应力波波速与各材料性能参数的相关性均偏低的结论相一致。

2.3.2 模型构建与评价 采用RF、DT、KNN、SVR及TabPFN等5种机器学习模型，进一步评估木材无损检测参数（波速、微钻阻力、波阻模量）对4项力学性能的预测能力。

由表5可见，基于无损检测参数的各模型预测性能整体低于构造-物理指标，且不同力学性能指标间的最优模型存在差异。在抗弯强度和抗弯弹性模量预测中，TabPFN表现均最优（ R^2 分别为0.444 4和0.565 4）；在顺纹抗压强度预测中，亦是TabPFN的预测性能显著领先（ R^2 为0.468 8），其余模型 R^2 均低于0.2；在横纹抗压强度预测中，

SVR (R^2 为0.332 4) 与RF (R^2 为0.297 9) 表现相对突出, TabPFN与DT的预测精度均较低 (R^2 分别为0.126 6和0.121 7)。

表5 基于无损检测参数的5种力学性能预测模型决定系数

Tab.5 Determination coefficient of five prediction models for wood mechanical properties based on wood non-destructive testing parameters

力学性能指标	R^2 (RF)	R^2 (DT)	R^2 (KNN)	R^2 (SVR)	R^2 (TabPFN)
抗弯强度	0.369 6	0.168 5	0.258 7	0.303 3	0.444 4
抗弯弹性模量	0.485 9	0.262 3	0.362 3	0.152 4	0.565 4
顺纹抗压强度	0.144 6	0.024 7	0.189 4	0.076 1	0.468 8
横纹抗压强度	0.297 9	0.121 7	0.276 1	0.332 4	0.126 6

综合来看, TabPFN在抗弯强度、抗弯弹性模量和顺纹抗压强度3项力学性能预测中取得最高 R^2 , 展现出在无损检测参数响应的优势; 而横纹抗压强度预测的最优模型为SVR, 反映出不同力学指标对无损检测参数的响应规律存在差异。整体而言, 基于无损检测参数的木材力学性能预测效能弱于构造、物理指标, 这可能与无损检测参数对木材内部构造的间接表征特性有关。

2.4 基于木材构造、物理指标与无损检测参数融合的力学性能预测

2.4.1 木材构造、物理指标与无损检测参数的融合策略 为进一步提升华北落叶松木材力学性能的预测精度, 基于气干密度、微钻阻力值与晚材率这三项与力学性能最相关的指标构建融合预测模型, 并系统评估RF、DT、KNN、SVR及TabPFN等5种机器学习模型的预测性能。结果表明, 相较于采用构造、物理指标, 或无损检测参数的预测模型, 融合参数策略提升木材力学性能的预测精度, 平均预测精度较前两者分别提升23.26%、72.05%。

在5种模型中, TabPFN表现最优, 其对华北落叶松木材各项力学性能的预测效果均显著优于其他传统模型。尤其值得注意的是, 该模型预测抗弯强度的 R^2 高达0.961 4, 预测抗弯弹性模量、顺纹抗压强度和横纹抗压强度的 R^2 也分别达到0.744 2、0.738 8和0.693 9(表6)。以上结果充分验证TabPFN模型在样本数量不足、多参数融合的木材力学性能预测场景中具备更强的拟合能力与泛化性能。

表6 基于3个优选融合参数的5种力学性能预测模型决定系数

Tab.6 Determination coefficient of five prediction models for wood mechanical properties based on three wood optimally selected fusion parameters

力学性能指标	R^2 (RF)	R^2 (DT)	R^2 (KNN)	R^2 (SVR)	R^2 (TabPFN)
抗弯强度	0.637 5	0.596 9	0.596 9	0.553 3	0.961 4
抗弯弹性模量	0.570 7	0.544 1	0.646 8	0.507 6	0.744 2
顺纹抗压强度	0.515 4	0.322 2	0.489 7	0.467 8	0.738 8
横纹抗压强度	0.543 8	0.475 6	0.338 9	0.426 2	0.693 9

基于模型TabPFN对木材抗弯强度、抗弯弹性模量、顺纹抗压强度、横纹抗压强度4项指标的预测效果如图4所示。从拟合结果来看, 预测值与实际值整体呈现显著的正相关关系, 拟合直线与理想线($y=x$)高度贴合, 表明模型无明显系统性偏差。其中, 抗弯强度的预测模型表现最优, 决定系数 $R^2=0.9080$, 平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)仅为3.99%, 说明模型对该指标的解释力与预测精度均处于较高水平; 抗弯弹性模量、顺纹抗压强度和横纹抗压强度预测模型 R^2 均大于0.7, 数据离散度可控, 能够有效反映实际性能变化规律。TabPFN作为一种基于Transformer架构的元学习模型, 具备样本数量不足场景下的高效预测能力, 无需迭代调参即可完成贝叶斯推断, 输出后验预测分布^[32-33]。该模型可有效简化木材力学性能测试流程, 通过少量输入参数快速预估多项核心力学性能, 为木材选材与性能评估提供便捷、可靠的技术支撑。

2.4.2 基于训练集比例变化的模型泛化能力评估 为进一步评估TabPFN模型在不同训练样本规模下的泛化能力, 研究采用基于训练集比例变化的学习曲线分析方法^[34-35], 对抗弯强度、抗弯弹性模量、顺纹抗压强度、横纹抗压强度等4项木材力学性能进行过拟合评估。以抗弯弹性模量为例, 将训练集比例依次设置为10%、20%、30%、40%、50%、60%和70%, 并计算各比例下TabPFN模型在测试集上的决定系数 R^2 。图5结果表明, 测试集 R^2 整体随训练集比例的增加而上升, 从10%训练比例时的0.139提升至70%时的0.740, 说明增加训练样本能有效提高TabPFN模型的预测性能。尽管在40%和60%训练比例下TabPFN模型的 R^2 出现

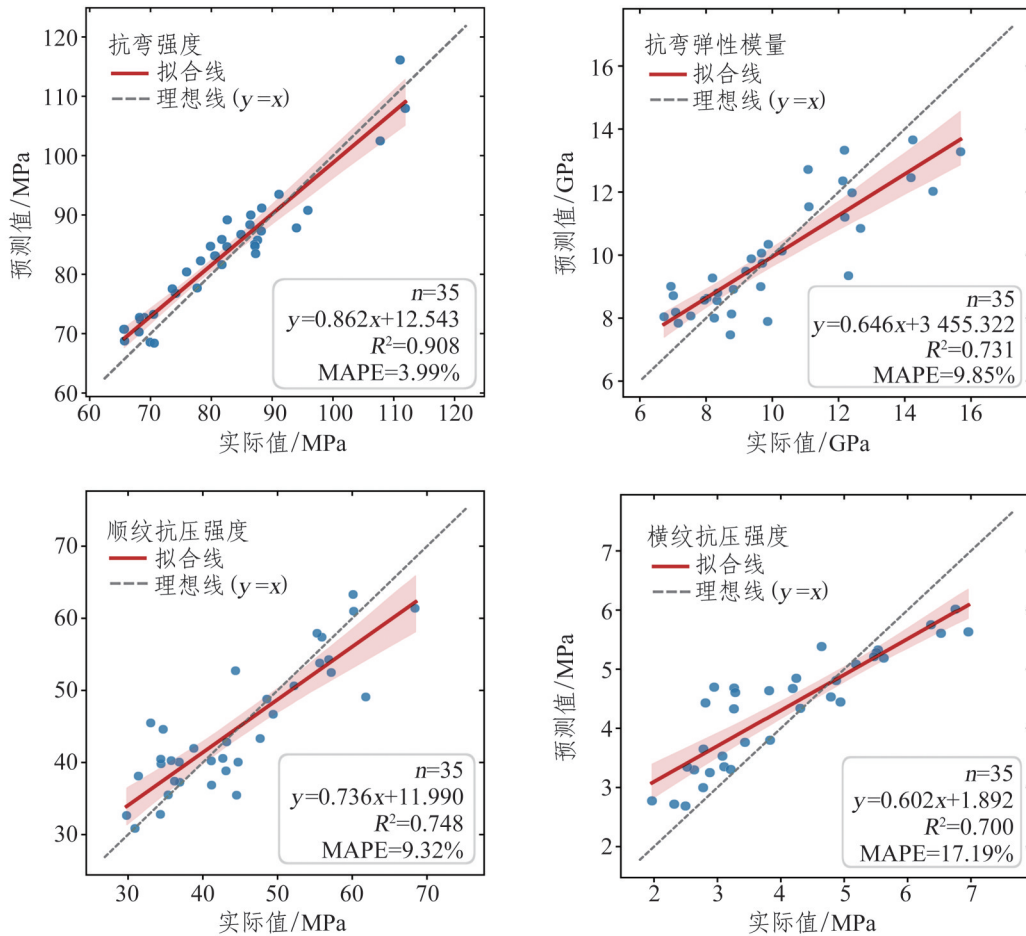
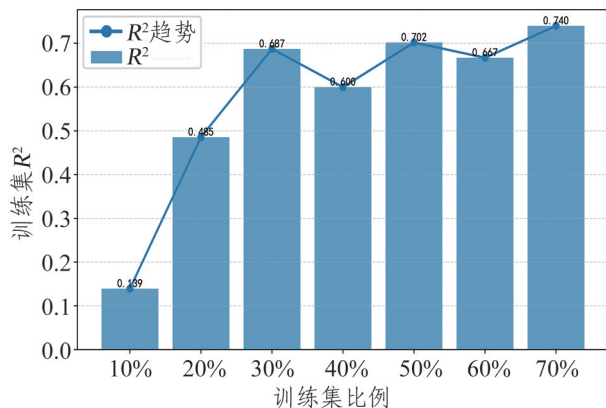


图4 基于 TabPFN 的木材力学性能预测值与实际值

Fig.4 Predicted and actual values of wood mechanical properties based on TabPFN

一定波动，但模型性能并未随训练样本的增加而持续下降。表明 TabPFN 模型能够从更多训练样本中提取有效信息，并将其较好地泛化到测试集，未表现出明显的过拟合特征。



注：以抗弯弹性模量为例。

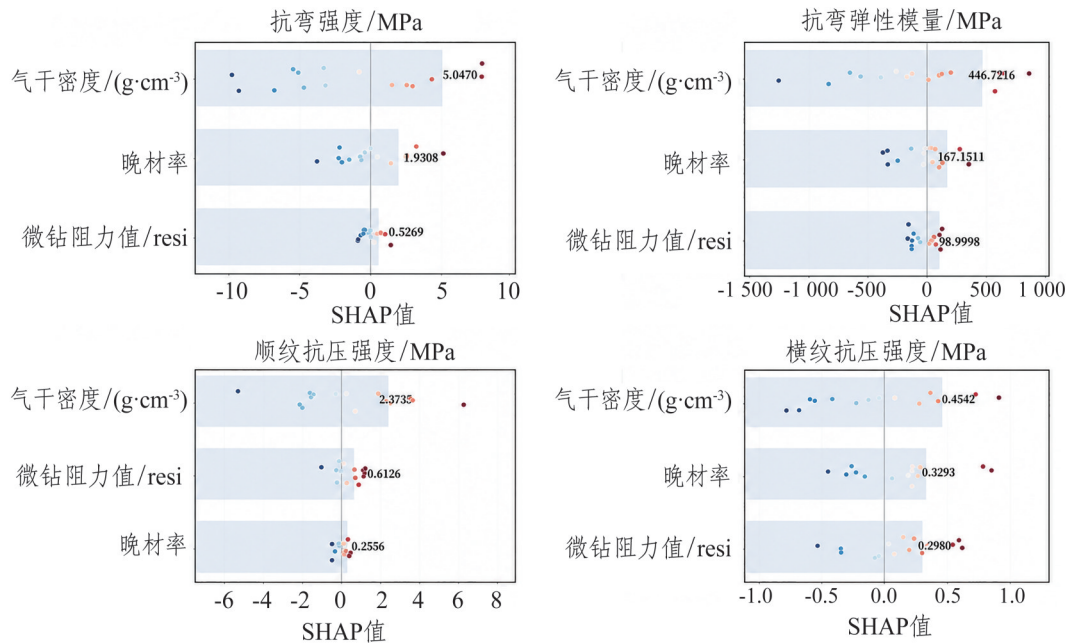
图5 不同训练集比例下 TabPFN 模型测试集 R² 的变化趋势
Fig.5 Variation in test R² of TabPFN model under different training set proportions

2.4.3 基于 SHAP 的 TabPFN 木材力学强度预测特征重要性分析 SHAP 作为机器学习可解释性领域理论根基最为严谨的方法之一，具有广泛的模型适配性，可有效解析各输入特征对预测结果的边际贡献^[36]。各特征的平均绝对 SHAP 值排序如图 6 所示。在此基础上，进一步计算各特征贡献占前三位特征（气干密度+晚材率+微钻阻力值）SHAP 值总和的比例。结果显示，在抗弯强度、抗弯弹性模量、顺纹抗压强度和横纹抗压强度 4 项力学性能预测中，气干密度的平均绝对 SHAP 值均位居首位，占比分别达 67.25%、62.67%、73.22% 和 42.00%，是主导模型预测精度的核心特征，这与前述相关性分析结果一致，印证了气干密度对木材力学性能的决定性影响。

晚材率与微钻阻力值作为辅助特征，在不同力学性能预测中呈现出差异化的贡献权重。在抗弯强度、抗弯弹性模量及横纹抗压强度预测中，

晚材率的重要性排序高于微钻阻力值，主要归因于晚材致密结构对木材弯曲性能的强化作用。晚材率越高，生长轮中高强度的致密组织占比越大，厚壁管胞能更有效地传递和分散弯曲应力，延缓管胞屈曲与拉伸破坏，从而增强抵抗弯曲变形的能力^[37]。而在顺纹抗压强度预测中，微钻阻力值的解释权重高于晚材率，这是由于顺纹抗压主要依

赖管胞的轴向抗压能力，尽管晚材率提高意味着更多厚壁管胞，但管胞轴向排列的均匀性与完整性（由微钻阻力值的波动性反映）对顺纹抗压性能的影响更直接。上述特征贡献差异，清晰揭示不同力学性能与木材构造物理特征之间的内在关联机制，为针对性开展特征筛选、优化预测模型及木材力学性能归因分析提供量化可解释性依据。



注：横坐标SHAP值表征各输入特征对模型预测值的贡献（正值代表该特征会提升对应力学性能预测值，负值代表该特征会降低对应力学性能的预测值）；图中标注数值为对应特征的平均贡献度。

图6 输入特征的SHAP重要性分析
Fig.6 SHAP importance analysis of input features

3 结论

1) 在华北落叶松木材构造与物理指标中，力学性能与气干密度、晚材率密切相关（Pearson系数0.604~0.811）；在无损检测参数中，力学性能与微钻阻力值、波阻模量表现出较强相关性（Pearson系数0.408~0.675）。而力学性能与生长轮宽度、波速的相关性较弱，二者对力学性能的直接影响不显著。

2) 随机森林、决策树、K近邻、支持向量回归及TabPFN五种机器学习模型预测性能存在差异，其中基于预训练机制的TabPFN在多数力学性能预测任务中表现最优，预测抗弯强度的决定系数 R^2 高达0.9614。这充分体现其在小样本表格数据建模中的独特优势，为样本数量受限条件下木材力学性能预测提供新路径。

3) 通过相关性分析与SHAP特征解释，筛选出气干密度、晚材率与微钻阻力值为核心预测指标，其中气干密度的模型贡献度（42.00%~73.22%）最高。在仅采用木材构造与物理指标时，模型对力学性能的整体预测能力优于仅采用无损检测参数的模型；而将上述三类核心指标融合建模后，力学性能平均预测精度较前两者分别提升23.26%和72.05%。

后续研究应进一步聚焦木材足尺构件试验，结合实际工程场景优化古建筑修缮用材适用性评价体系，提升研究成果对古建筑木构件修缮用材力学性能评估的科学性和适用性。

参考文献：

[1] 李铁英, 秦慧敏. 应县木塔现状结构残损分析及修缮探讨[J]. 工程力学, 2005, 22(S1): 199-212.

- LI T Y, QIN H M. Structural analysis and repair of Yingxian wooden tower[J]. *Engineering Mechanics*, 2005, 22(S1): 199-212.
- [2] 董梦妤. 古建筑和出土饱水木材鉴别与细胞壁结构变化[D]. 北京: 北京林业大学, 2017.
- [3] 黄磊, 王雨晨, 韩旭, 等. 应县木塔普拍枋用材方法与残损状况分析[J]. *木材科学与技术*, 2024, 38(4): 8-19.
HUANG L, WANG Y C, HAN X, et al. Material application method and component damage analysis of the Pu-Pai Fang in Yingxian wooden pagoda[J]. *Chinese Journal of Wood Science and Technology*, 2024, 38(4): 8-19.
- [4] 邓扬, 王琳溪, 李雨航, 等. 应县木塔斗拱-倾斜柱的抗震性能和加固试验研究[J]. *建筑结构学报*, 2026, 47(1): 190-199.
DENG Y, WANG L X, LI Y H, et al. Experimental study on seismic performance and reinforcement for inclined Dougong-column in Yingxian Wood Pagoda[J]. *Journal of Building Structures*, 2026, 47(1): 190-199.
- [5] 周海滨, 韩旭, 黄磊, 等. 古建筑木构件开裂机制、评估与加固研究进展[J]. *木材科学与技术*, 2024, 38(1): 13-22.
ZHOU H B, HAN X, HUANG L, et al. Research progress on cracking mechanism, evaluation and reinforcement of ancient building timber members[J]. *Chinese Journal of Wood Science and Technology*, 2024, 38(1): 13-22.
- [6] 古建筑木结构维护与加固技术标准: GB/T 50165—2020[S].
- [7] ICOMOS International Wood Committee. Principles for the conservation of wooden built heritage[J]. Delhi, India, 2017.
- [8] Forest Products Laboratory (US). Wood handbook: wood as an engineering material[M]. The Laboratory, 1999: 543.
- [9] 王忠铖, 杨娜, 李久林. 无损检测指标与木材横纹局部抗压强度和密度的相关性[J]. *北京林业大学学报*, 2024, 46(5): 136-142.
WANG Z C, YANG N, LI J L. Correlations between nondestructive testing indicators and local transverse compressive strength as well as wood density[J]. *Journal of Beijing Forestry University*, 2024, 46(5): 136-142.
- [10] 杨伟, 谢莉祥, 吴晓静, 等. 基于无损检测技术的古建筑木构件力学性能测试研究[J]. *林产工业*, 2025, 62(7): 36-41.
YANG W, XIE L X, WU X J, et al. Research on mechanical properties testing of wooden components of ancient buildings based on non-destructive testing technology[J]. *China Forest Products Industry*, 2025, 62(7): 36-41.
- [11] 袁霄, 钟慧娴, 钟永, 等. 古建用落叶松木材物理力学性能预测及其影响因素[J]. *林业工程学报*, 2024, 9(2): 63-69.
YUAN X, ZHONG H X, ZHONG Y, et al. Prediction of physical and mechanical properties and influencing factors of larch wood in historic buliding[J]. *Journal of Forestry Engineering*, 2024, 9(2): 63-69.
- [12] 赵渊祥, 吴明长, 张俊, 等. Pilodyn在马尾松大径材活立木基本密度预测中的应用[J]. *西南林业大学学报*, 2025, 45(1): 213-219.
ZHAO Y X, WU M C, ZHANG J, et al. Application of pilodyn method in predicting the basic density of standing trees of *Pinus massoniana* large-diameter wood[J]. *Journal of Southwest Forestry University*, 2025, 45(1): 213-219.
- [13] 王忠铖. 藏青杨古建木材力学性质试验研究及预测方法[D]. 北京: 北京交通大学, 2022.
- [14] CHEN Y, GUO W. Mechanical properties evaluation of two wood species of ancient timber structure with nondestructive testing methods[J]. *BioResources*, 2016, 11(3): 6600-6612.
- [15] 高鑫, 鲍咏泽, 李珠, 等. 2个家系落叶松木材抗弯性能径向变化特征与预测[J]. *木材科学与技术*, 2025, 39(6): 18-25.
GAO X, BAO Y Z, LI Z, et al. Radial variation and prediction of the bending properties of larch wood from two families[J]. *Chinese Journal of Wood Science and Technology*, 2025, 39(6): 18-25.
- [16] BREIMAN L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [17] MIENYE I D, JERE N. A survey of decision trees: concepts, algorithms, and applications[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 86716-86727.
- [18] KANUNGO T, MOUNT D M, NETANYAHU N S, et al. An efficient k-means clustering algorithm: analysis and implementation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 881-892.
- [19] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273-297.
- [20] Hollmann N, Müller S, Purucker L, et al. Accurate predictions on small data with a tabular foundation model[J]. *Nature*, 2025, 637(8045): 319-326.
- [21] 无损小试样木材物理力学性质试验方法 第5部分: 密度测定 GB/T 1927.5—2021[S].
- [22] 无损小试样木材物理力学性质试验方法 第3部分: 木材生长轮与晚材率测定 GB/T 1927.3—2021[S].
- [23] 无损小试样木材物理力学性质试验方法 第9部分: 抗弯强度测定 GB/T 1927.9—2021[S].
- [24] 无损小试样木材物理力学性质试验方法 第10部分: 抗弯弹性模量测定 GB/T 1927.10—2021[S].
- [25] 无损小试样木材物理力学性质试验方法 第11部分: 顺纹抗压强度测定 GB/T 1927.11—2021[S].
- [26] 无损小试样木材物理力学性质试验方法 第12部分: 横纹抗压强度测定 GB/T 1927.12—2021[S].
- [27] 古建筑结构安全性鉴定技术规范 第1部分: 木结构 DB11/T 1190.1—2015[S].
- [28] BICHRI H, CHERGUI A, HAIN M. Investigating the impact of train/test split ratio on the performance of pre-trained models with custom datasets[J]. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 2024, 15(2): 331-339.
- [29] 周贤武, 张俊珍, 周海滨, 等. 树龄对日本落叶松木材物理力学性质的影响[J]. *林业科技开发*, 2014, 28(4): 54-57.
ZHOU X W, ZHANG J Z, ZHOU H B, et al. Tree age's effects on physical and mechanical properties of *Larix kaempferi* wood[J]. *China Forestry Science and Technology*, 2014, 28(4): 54-57.
- [30] 黄鹤, 杨晨, 李珠, 等. 杂种落叶松早材和晚材拉伸弹性模量预测[J]. *木材科学与技术*, 2025, 39(6): 26-32.
HUANG H, YANG C, LI Z, et al. Prediction of tensile modulus of elasticity of earlywood and latewood from hybrid larch[J]. *Chinese Journal of Wood Science and Technology*, 2025, 39(6): 26-32.
- [31] 白晓彬, 吴婧姝, 杨娜, 等. 山西落叶松古旧木材材料性能无损检测技术研究[J]. *太原理工大学学报*, 2023, 54(6): 1101-1108.
BAI X B, WU J S, YANG N, et al. Study on nondestructive testing technology of material properties for ancient larch wood in Shanxi[J]. *Journal of Taiyuan University of Technology*, 2023, 54(6): 1101-1108.
- [32] HOLLMANN N, MÜLLER S, EGGENSBERGER K, et al. TabPFN: a transformer that solves small tabular classification problems in a second[EB/OL]. 2022: arXiv: 2207.01848. <https://arxiv.org/abs/2207.01848>.
- [33] GRINSZTAJN L, OYALLON E, VAROQUAUX G. Why do tree-based models still outperform deep learning on typical tabular data? [C]//Advances in Neural Information Processing Systems. New Orleans, Louisiana, USA. Neural Information Processing Systems Foundation, Inc. (NeurIPS), 2022: 507-520.
- [34] VIERING T, LOOG M. The shape of learning curves: a review[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2022, 45(6): 7799-7819.
- [35] Hoiem D, Gupta T, Li Z, et al. Learning curves for analysis of deep networks[C]//International conference on machine learning. PMLR, 2021: 4287-4296.
- [36] VAN DEN BROECK G, LYKOV A, SCHLEICH M, et al. On the

-
- tractability of SHAP explanations[J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2022, 74: 851-886.
- [37] 徐有明, 徐姗姗, 林汉, 等. 火炬松种源建筑材抗弯性质的变异及与树龄、晚材率、木材密度的关系[J]. *林业科学*, 2007(2): 77-83.
XU Y M, XU S S, LIN H, et al. Variation in wood bending properties of exotic loblolly pine provenances for building lumber and their relationships to tree age, tree growth and wood density[J]. *Scientia Silvae Sinicae*, 2007(2): 77-83.
- (本文编校 向琴)