

基于机器学习-大语言模型协同的卫星通信抗辐射保偏光纤应力区多目标智能设计

杨 坤^{1,2}, 王 静¹, 张翼菲², 李 羽²

(1. 武汉理工大学材料科学与工程学院, 武汉 430070; 2. 长飞光纤光缆股份有限公司, 武汉 430070)

摘 要:为实现卫星通信极端环境下光纤兼具高抗辐射性能与高保偏性能, 针对 PANDA 型保偏光纤应力区设计中参数耦合强、性能指标多且传统试错效率低的问题, 提出一种机器学习(ML)-大语言模型(LLM)协同的智能设计方法。基于 500 组系统实验数据, 以应力区直径、 B_2O_3 摩尔分数和应力区边缘-纤芯边缘距离为输入变量, 分别建立衰减、辐致衰减、拉断力、 nd 值、消光比、全温消光比变化、拍长和研磨开裂概率 8 项性能指标的预测模型, 并对随机森林(RF)、XGBoost 和梯度提升回归(GBR)进行五折交叉验证比较。结果表明: 最优模型的决定系数(R^2)为 0.76~0.99, 平均 R^2 为 0.906; SHAP 分析表明, 边缘距离主导衰减类指标, 应力区直径主导力学与偏振性能, 而 B_2O_3 摩尔分数对研磨开裂概率影响最为显著。在此基础上, 引入 LLM 实现自然语言需求解析、约束冲突诊断及最小松弛建议。7 组典型设计场景的测试结果表明, 与随机试错相比, 该方法可将期望实验次数平均降低 91%, 在四约束场景下最高降低 99.8%。当设计需求不可同时满足时, 系统能够定位主要冲突约束并给出定量松弛方案。该方法可为保偏光纤应力区的高效逆向设计提供数据驱动的新思路。

关键词: 保偏光纤; 应力区; 机器学习; 大语言模型; 逆向设计

中图分类号: TQ171.731; TN253 文献标志码: A 文章编号: 0454-5648(2026)10-3604-10

网络出版时间: 2026-07-30



卫星通信、深空探测、空间站等空间系统长期处于高能质子、电子、 γ 射线等强辐射环境, 传统保偏光纤在辐照下易产生 E' 色心、非桥氧空穴中心(NBOHC)等缺陷, 导致传输损耗急剧上升、偏振性能退化, 无法满足卫星上相干光通信、光纤陀螺等系统的长期可靠性需求。保偏光纤(polarization maintaining fiber, PMF)通过在包层中引入应力施加区(stress-applying part, SAP)形成稳定双折射, 从而抑制外界扰动引起的偏振耦合, 被广泛应用于光纤陀螺、相干光通信、干涉测量及高精度传感等系统^[1-3]。随着星载与机载光电系统对高温、辐照和长期服役可靠性的要求不断提高, 兼具低衰减、高消光比、高机械可靠性及抗辐照能力的 PANDA 型保偏光纤已成为特种光纤设计的重要方向^[4, 5]。

目前抗辐射光纤研究多集中于单模光纤, 通过纯硅芯、氟掺杂、稀土共掺等方式抑制辐射损耗,

但难以同时实现高保偏。而传统熊猫型、椭圆型保偏光纤的应力区多采用硼掺杂, 硼氧键在辐照下极易产生缺陷, 导致保偏性能与抗辐射性能相互制约。因此, 如何在不降低原有抗辐射性能的前提下, 引入稳定应力区并实现高保偏, 成为空间用保偏光纤的核心技术瓶颈。

PANDA 型保偏光纤的关键在于应力区参数的协同设计。应力区直径决定热应力诱导双折射强度, 直接影响消光比、拍长及偏振保持能力; B_2O_3 摩尔分数改变应力区玻璃的热膨胀系数、黏度和加工脆性; 应力区边缘-纤芯边缘距离则决定掺硼区域对模场的扰动程度, 从而显著影响衰减及辐致衰减^[6, 7]。由于多项性能对同一设计变量的响应方向并不一致, 例如增大应力区直径虽然有利于提高双折射和消光比, 却可能加剧热应力失配、降低拉断力并增大研磨开裂风险, 因此该问题本质上属于受物理约

收稿日期: 2026-04-28。 修订日期: 2026-05-26。

基金项目: 湖北省自然科学基金杰出青年项目(2023AFA067)。

第一作者: 杨 坤(1987—), 男, 博士研究生。

通信作者: 王 静(1988—), 女, 博士, 研究员。

Received date: 2026-04-28. Revised date: 2026-05-26.

First author: YANG Kun (1987—), male, Doctoral candidate.

E-mail: yangkun_02543@yofc.com

Correspondent author: WANG Jing (1988—), female, Ph.D., Professor.

E-mail: wangji@whut.edu.cn

束的多目标优化问题^[8]。

近年来,机器学习(ML)方法在材料设计和工艺优化中展现出良好的建模能力,已在配方筛选、性能预测和过程调控等方面得到应用^[9-16]。在光纤领域,数据驱动方法也被用于传感解调、器件表征及性能预测^[8, 17-18]。然而,现有研究大多停留在正向预测层面,即由设计参数推断性能指标;对于工程实践中更为迫切的逆向设计问题——给定性能约束后快速筛选可行参数组合——相关研究仍相对不足,尤其缺少对多目标冲突的可解释分析。

大语言模型(LLM)近年来在科学研究中的知识抽取、辅助推理和人机交互方面显示出潜力^[19-22]。对于光纤设计场景,LLM 的优势不在于替代数值模型,而在于将工程人员的自然语言需求转化为结构化约束,并在无可行解或指标冲突时生成可读的物理解释。若将 LLM 的语义理解与 ML 的数值预测能力结合,有望构建兼具可用性、可解释性与工程效率的智能设计框架。

本工作所用数据均采集自同一 PANDA 型保偏光纤生产工艺平台,因此所建立的智能设计框架本质上是针对该工艺窗口的条件化模型,其参数范围、精度结论与效率评价均应在此前提下理解;向其他工艺平台或材料体系的推广尚需进一步实验验证。

1 实验

1.1 数据来源与变量定义

所用数据库来源于保偏光纤应力区的系统实验,共包含 500 组有效样本,数据完整且无缺失值。考虑到本工作聚焦于 SAP 逆向设计,以下分析仅针对应力区阶段展开。输入变量包括应力区直径、B₂O₃ 摩尔分数以及应力区边缘-纤芯边缘距离;输出变量包括衰耗(dB/km)、辐致衰耗(dB/km)、拉断力(N)、nd 值、消光比(dB)、全温消光比变化(dB)、拍长(mm)和研磨开裂概率(%)。3 个输入变量的取值范围分别为 20~40 μm 、15%~25%(摩尔分数)和 0.5~20.0 μm 。

在采样策略上,500 组样本采用空间填充式抽样,在由应力直径、B₂O₃ 摩尔分数以及应力边缘-纤芯边缘距离构成的三维设计空间内连续布点:3 个输入变量均为连续设计变量,在 500 组样本中分别取到 439、386、440 个不同数值,而非少数离散水平的重复;将各变量量程 10 等分统计,每个子区间的样本数为 38~63,未出现明显的过采样或欠采样区域;3 个输入变量两两间相关系数的绝对值均小于 0.10,相互解耦良好,有利于后续可解释性分析分离

各变量的独立贡献。由于样本在全域设计空间已较均匀覆盖,建模过程未额外进行重采样或加权处理。

500 组样本均采集自同一生产工艺平台,预制棒沉积参数、拉丝温度与张力、涂层工艺及掺杂均匀性等因素在数据采集过程中保持固定,未作为变量纳入。因此本工作模型为条件化于该特定工艺窗口的预测模型,其有效性结论适用于该工艺平台下应力区参数的快速预筛选与逆向搜索,向其他工艺或材料体系的外推能力有限。

建模前首先对全部样本进行范围核验,并依据 3σ 原则识别并剔除异常点。随后对输入变量与输出变量进行一致性检查,保证量纲、记号和测试口径统一。考虑到采用的 RF、XGBoost 和 GBR 均属于树模型,对特征尺度不敏感,故建模使用原始数据而不额外归一化,以避免对变量物理量级的解释造成干扰。

1.2 模型构建与评估

为建立设计参数与性能指标之间的非线性映射关系,系统比较了 3 种集成学习模型:1) 随机森林(Random forest, RF)^[23],采用 Bagging 策略降低模型方差;2) XGBoost,采用梯度提升框架逐步逼近目标函数;3) 梯度提升回归(Gradient boosting regressor, GBR),用于表征较强的非线性关系。模型的关键超参数通过网格搜索结合五折交叉验证确定,其中 RF 设置 $n_estimators=150$ 、 $max_depth=12$,XGBoost 设置 $n_estimators=150$ 、 $max_depth=5$ 、 $learning_rate=0.1$,GBR 设置 $n_estimators=150$ 、 $max_depth=4$ 、 $learning_rate=0.1$ 。

模型评价采用嵌套交叉验证与独立测试集相结合的策略,以避免模型选择与性能评价共用同一组数据所引入的乐观偏差。一方面采用嵌套交叉验证:外层 5 折用于性能评估、内层 3 折用于超参数网格搜索,二者完全分离,最终以外层 5 次结果的均值表征模型的泛化性能。另一方面将 500 组样本按 80/20 随机划分为训练集与独立测试集,超参数搜索与模型选择仅在 80%训练集内完成,最终在从未参与训练与调参的 20%测试集上评价一次。评价指标包括决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)。其中, R^2 用于衡量模型对数据变异的解释能力,RMSE 和 MAE 分别反映预测误差的整体水平与平均偏差。

为进一步揭示模型所学习到的变量-性能关系,采用 SHAP(SHapley Additive exPlanations)方法开展可解释性分析^[24]。考虑到 RF 在多数指标上表现出较

好的鲁棒性，以下统一以 RF 模型计算 SHAP 值。通过各特征 SHAP 绝对值的均值表征全局重要性，并结合依赖图分析关键变量对目标指标的非线性影响。

1.3 SHAP 分析与 LLM 集成策略

在 ML 预测模型基础上，引入通用 LLM 作为系统的人机交互与解释层，形成“ML 负责数值预测、LLM 负责需求表达理解与解释生成”的协同架构。以 Claude 模型为例，LLM 主要承担自然语言需求解析和约束冲突诊断两项任务。为保证结果可复现，所用 LLM 为 Claude(具体版本：Claude Opus 4.7；采样参数 temperature=1.0、top-p=1.0)；需求解析与约束冲突诊断两类任务的完整系统提示词模板以及 30 条测试用例的分类清单与判分标准一并在补充材料中给出，以便第三方独立复核指标识别率、约束方向准确率与数值精确率。

对于自然语言需求解析，工程人员可以直接输入“衰减低于 0.7 dB/km，消光比大于 28 dB，研磨开裂概率小于 15%”等明确约束，也可以输入“用于卫星环境，抗辐照能力要好，拉断力满足工程要求即可”等半结构化描述。LLM 需要将其转换为结构化约束集合，每条约束包含目标指标、约束方向和阈值 3 个要素；当输入过于模糊或缺乏关键阈值时，系统返回澄清提示而非直接给出随意设定。

对于约束冲突诊断，当多目标约束在当前设计空间内无可行解时，系统依次执行以下步骤：1) 冲突源定位——逐条移除约束并重新判定剩余约束的可行性，以识别导致不可行的关键瓶颈；2) 最小松弛搜索——对候选冲突约束采用二分搜索求取使系统重新可行的最小松弛量；3) 物理解释生成——结合光纤设计知识，对冲突来源及其工程含义进行文字解释，形成可操作的设计建议。

1.4 逆向搜索方法

在预测模型的基础上，采用均匀网格搜索在三维设计空间中进行全局逆向筛选。设计空间定义：应力区直径 $\in[20, 40]$ μm 、 B_2O_3 含量 $\in[15\%, 25\%]$ 、边缘距离 $\in[0.5, 20.0]$ μm ，以 $80\times 80\times 80$ 的均匀网格离散，共评估 512 000 个候选方案。对每个候选方案，利用 ML 模型预测 8 项性能指标，再依据用户给定约束筛选得到可行解集合。若可行解不唯一，则采用归一化加权评分函数进行综合排序，其中“越小越好”的指标赋负向权重，“越大越好”的指标赋正向权重，以获得推荐参数组合。

1.5 评价体系

构建了 3 层评价框架。第 1 层为 ML 模型性能

评价，用于比较不同算法对 8 项性能指标的预测精度；第 2 层为 LLM 需求解析评价，设计 30 条测试用例，覆盖简单明确、多约束组合、模糊口语化和边界输入 4 类情形，并统计指标识别、约束方向和数值解析的准确性；第 3 层为工程效率评价，设计 7 组典型设计场景，以历史样本中满足约束的比例估算随机试错获得可行方案的期望实验次数，并与系统的一次性推荐结果进行对比。此外，设置 5 组典型冲突诊断场景，用于评价约束松弛模块的有效性。

2 结果与讨论

2.1 预测模型性能

表 1 为应力区阶段 8 项性能指标的五折交叉验证结果。总体来看，所有指标的最优模型 R^2 均高于 0.76，平均 R^2 达到 0.906，说明基于 3 个设计变量建立的数据驱动模型能够较好表征应力区参数与性能指标之间的非线性映射关系。其中，衰减和 nd 值的预测精度最高，最优 R^2 分别为 0.990 和 0.956，表明这两类指标受主控变量影响较为明确；辐致衰减和拉断力的预测精度次之，说明其除设计参数外还可能受到辐照缺陷生成、玻璃均匀性等因素影响。

表 1 应力区阶段各性能指标的 ML 预测精度(含五折交叉验证、嵌套交叉验证及独立测试集)

Table 1 ML prediction accuracy of stress zone performance indicators (5-fold CV, nested CV and hold-out test)

Performance	R^2				
	RF	XGBoost	GBR	Nested CV	Hold-out test
Attenuation	0.990 1	0.988 7	0.990 0	0.990 4	0.987 0
Radiation-induced attenuation	0.903 0	0.898 3	0.899 7	0.904 4	0.908 3
Tensile strength	0.857 7	0.851 5	0.857 1	0.859 3	0.847 3
nd value	0.956 3	0.951 0	0.952 3	0.956 9	0.963 6
Extinction ratio	0.923 1	0.922 1	0.927 4	0.924 4	0.924 2
Temperature-induced ER variation	0.797 1	0.785 3	0.797 9	0.802 4	0.802 2
Beat length	0.932 8	0.926 7	0.931 0	0.932 7	0.936 3
Grinding crack probability	0.762 4	0.751 3	0.764 7	0.780 8	0.826 0

为避免模型选择与性能评价共用交叉验证所带来的乐观偏差，进一步采用嵌套交叉验证与 20%独立留出测试集对表 1 结果进行了复核。结果表明，8 项指标的平均 R^2 在嵌套交叉验证下为 0.894、在 20%独立测试集下为 0.899，与五折交叉验证的评价结果总体相当，差异在 0.01 量级。

从模型间比较结果看，RF 在衰减、辐致衰减、拉断力、nd 值和拍长等 5 项指标上取得最优表现，

GBR 在消光比、全温消光比变化和研磨开裂概率上略占优势, 而 XGBoost 未在单项指标上获得最佳结果。同一指标不同模型的 R^2 差异通常小于 0.02, 说明数据中的主导规律较为稳定。总体上, RF 在多数指标上的优势说明其对有限样本条件下的噪声更为鲁棒, 因此后续机理分析以 RF 结果为主。

图 1 为各指标预测值与实测值的对比。衰减和

nd 值的数据点主要分布在 $y=x$ 附近, 离散度较小, 未见明显系统偏差; 辐致衰耗在高值区的离散程度有所增加, 说明辐照损伤过程仍具有一定随机性; 研磨开裂概率的散点分布相对分散, 与其较低的 R^2 一致, 但模型仍能较好捕捉总体变化趋势。上述结果表明, 所构建模型已具备作为逆向筛选工具的精

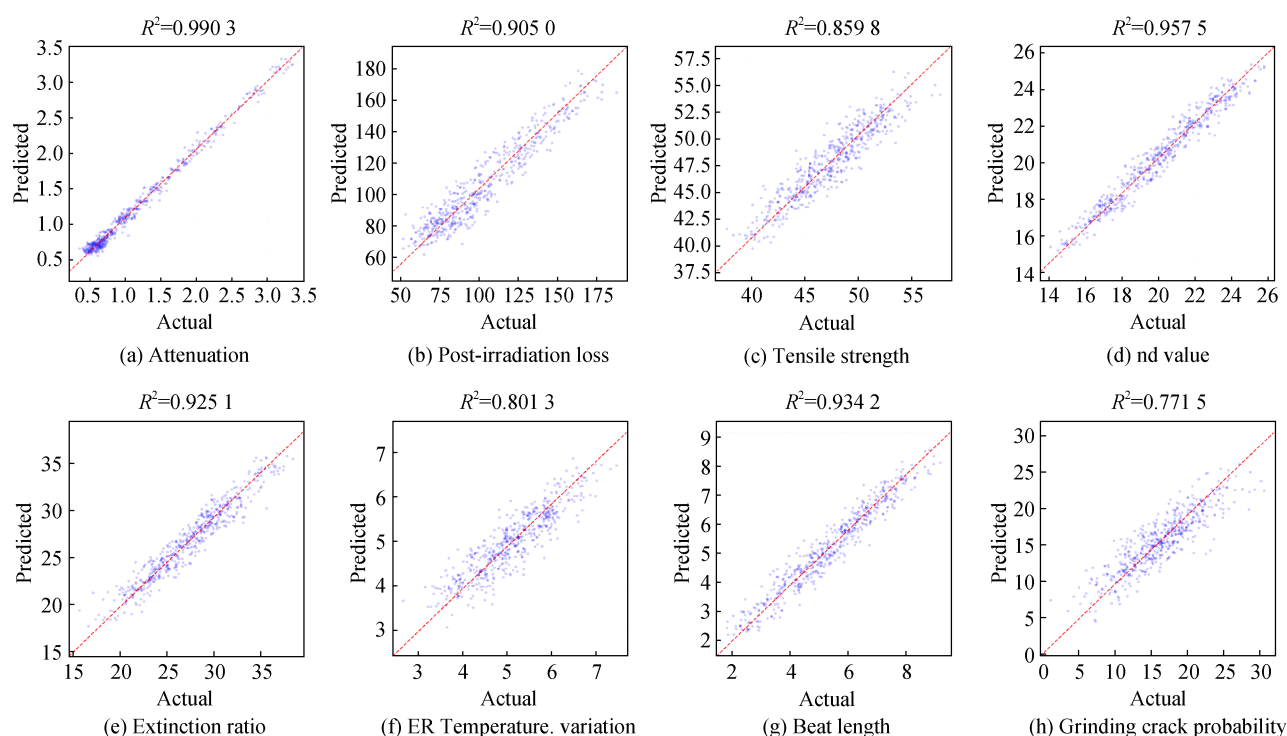


图 1 应力区阶段各性能指标预测值与实测值的对比

Fig. 1 Comparison between predicted and actual values for stress zone performance indicators

还需客观说明模型在预测辐照损伤方面的局限性。辐致衰耗不仅取决于光纤的静态结构与组分, 还与辐照总剂量、剂量率等动态过程相关; 模型的输入仅为几何与组分参数, “辐照后衰耗”对应的是特定辐照条件(固定总剂量与剂量率)下的稳态测试结果, 模型实际学习的是该辐照条件下“结构/组分→稳态辐致衰耗”的映射, 并不显式建模缺陷随时间的动态累积过程。因此, 该指标的预测仅在与训练数据相同的辐照条件, 且在既定参数范围内适用于预筛选, 对跨剂量、跨剂量率的外推能力本工作未作验证; 其最优 R^2 约为 0.90 且高值区离散度偏大, 预测确定性弱于衰耗、nd 值等结构主导型指标。用于极端环境设计时, 模型结果宜作为初步筛选依据, 最终方案仍须以实际辐照测试为准。后续工作可将辐照总剂量与剂量率作为显式输入变量, 或引

入随时间演化的缺陷动力学模型, 以进一步提升对辐照损伤的预测能力。

2.2 设计变量主控关系与机制分析

图 2 和图 3 为应力区阶段的 SHAP 重要性及依赖关系。整体来看, 3 个设计变量对不同性能指标表现出较为清晰的主控分工: 边缘距离主要影响衰耗类指标, 应力区直径主要影响力学与偏振性能, 而 B_2O_3 摩尔分数对加工相关指标更为敏感。这一结果与 PANDA 型保偏光纤的物理设计逻辑一致, 也说明模型学习到的并非简单统计相关, 而是与材料和波导机制相符的规律。对逆向设计而言, 这种“变量—性能分区主控”的特征尤为重要, 它意味着设计空间并非所有方向都具有相同的调节效率; 优先识别主控变量并进行针对性搜索, 相较对全部参数进行等权盲搜, 更有利于提升设计收敛速度。

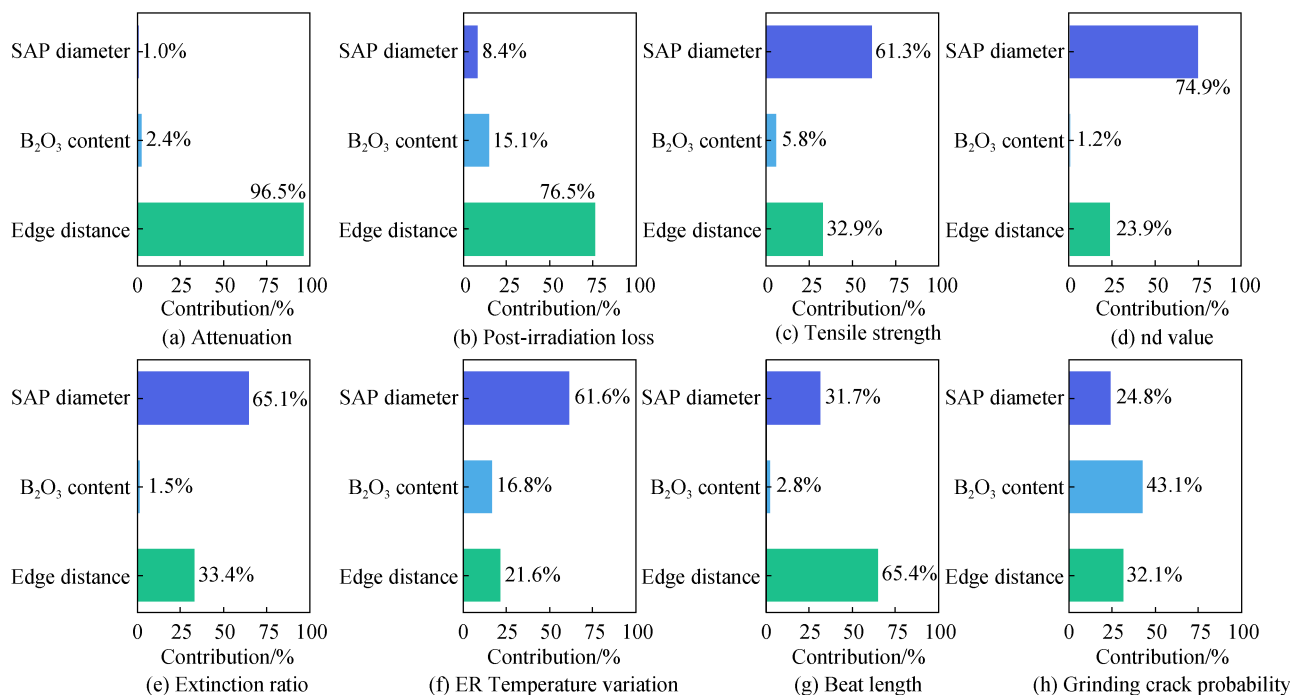


图2 应力区设计的 SHAP 特征重要性

Fig. 2 SHAP feature importance for stress zone design

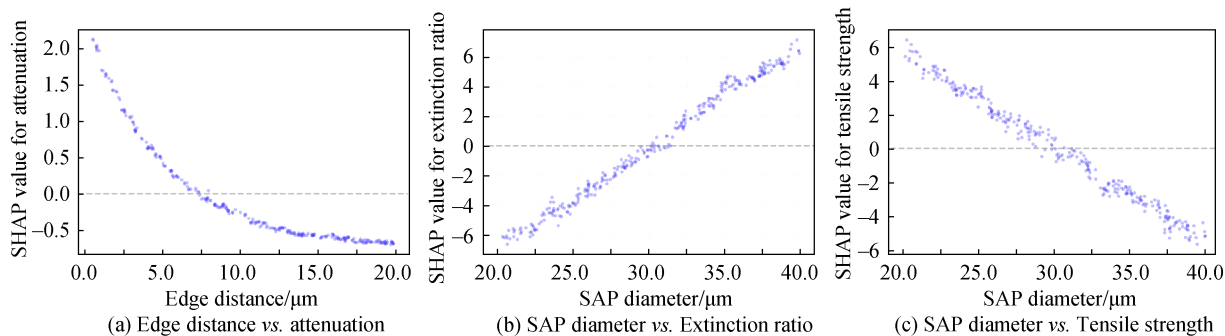


图3 关键设计变量与性能指标关系的 SHAP 依赖图

Fig. 3 SHAP dependence plots for representative variable-property relationships

边缘距离对应力传递与模场扰动的耦合作用最为直接。其对衰减、辐致衰减和拍长的 SHAP 贡献分别达到 96.5%、76.5% 和 65.4%。当应力区边缘逐渐靠近纤芯时，掺硼区域对传输模场的扰动增强，散射和泄漏损耗随之上升；由图 3a 可见，边缘距离从 0.5 μm 增至约 8 μm 时，衰减快速下降，而超过 8~10 μm 后下降趋势明显放缓，说明该参数存在较清晰的“安全距离”区间。换言之，边缘距离首先决定了方案能否进入低损耗工作区，而不是在整个取值范围内对衰减产生等效影响。从工程实施角度看，这提示该参数更适合作为第一优先级筛选变量：先将其控制在安全距离附近或以上，再围绕偏振和力学指标对其余参数做二次协调，可显著减少明显无效的试验组合。

应力区直径是决定偏振保持能力和力学可靠性

的核心变量。SHAP 分析表明，其对拉断力、nd 值、消光比和全温消光比变化的贡献分别为 61.3%、74.9%、65.1% 和 61.6%。较大的应力区直径有利于提高热应力诱导双折射，从而提升消光比并缩短拍长；但与此同时，热膨胀失配也会增强，导致残余应力集中和拉伸强度下降。图 3b 和图 3c 分别为消光比与拉断力对直径变化的相反响应，定量揭示了高偏振性能与高机械可靠性之间的物理权衡。这说明偏振指标与力学指标共享同一主控变量，但优化方向相反，因此直径参数不宜在单指标意义上取极端值，而应围绕目标场景允许的性能底线进行折中选取。与传统经验式“多试几组再看”的做法相比，SHAP 结果将这种取舍关系转化为了可量化、可解释的设计依据。

应力区直径主导力学性能这一规律可从断裂力

学角度进一步解释。增大应力区直径会增大掺硼应力区与石英包层之间的热膨胀系数失配，在光纤冷却过程中于应力区-包层界面形成更高的残余拉应力。按 Griffith 脆性断裂判据，断裂强度由弹性模量 E 、表面能 γ_s 与临界裂纹尺寸 c 共同决定，如式(1)所示；残余拉应力的叠加相当于削减了达到 σ_f 所需的外加应力裕度，使含同等微裂纹的光纤更易满足断裂条件，宏观上即表现为拉断力随应力区直径增大而下降。这与消光比随直径增大而上升的趋势方向相反，从断裂力学层面定量印证了高偏振性能与高机械可靠性之间的物理权衡，也解释了 SHAP 分析中应力区直径对拉断力(贡献 61.3%)与对消光比(贡献 65.1%)呈相反作用方向的现象。

$$\sigma_f = (2E\gamma_s/\pi c)^{1/2} \quad (1)$$

B_2O_3 摩尔分数对研磨开裂概率的影响最为显著，其贡献为 43.1%，同时该指标也受应力区直径和边缘距离共同作用，呈现多因素耦合特征。作为典型玻璃网络修饰体， B_2O_3 会改变应力区玻璃的黏度、硬度和断裂韧性，从而影响后续研磨加工稳定性。模型结果显示，研磨开裂概率随 B_2O_3 摩尔分数变化呈 U 形趋势，即过低或过高的掺杂水平均不利于加工可靠性，提示该参数存在相对合理的窗口区间。这说明 B_2O_3 摩尔分数更适合作为“窗口型参数”处理，即优先确定其合理范围以保证加工可实施性，然后再利用应力区直径和边缘距离对光学与力学性能进行精细优化。相较于边缘距离和应力区直径较为明确的单调调节效应， B_2O_3 摩尔分数对加工性的影响更具有区间依赖特征，这也是经验设计中最容易失准、而数据驱动模型更能体现优势的部分。

从硼硅酸盐玻璃组成-结构-性能的角度，研磨开裂概率随 B_2O_3 摩尔分数呈 U 形变化可由硼配位演变的“硼反常”效应解释。低掺硼时，硼以 sp^2 杂化形成 $[BO_3]$ 平面三角体(B—O 键能约 498 kJ/mol)，结构呈层状排布，层内为强键而层间仅靠弱分子力，网络整体结合力较弱，研磨时易开裂；随掺杂量提高，石英网络中富余氧增多，促使硼转为 sp^3 杂化形成 $[BO_4]$ 四面体，其可与硅氧骨架(Si—O 键能约 444 kJ/mol)形成桥氧连接，完善三维网络，提升整体平均键能，促使结构致密稳定，研磨开裂概率随之降低；当掺杂量进一步过高时，体系有效配位氧不足， $[BO_4]$ 逐步解离回低空间利用率的 $[BO_3]$ ，桥氧断裂、非桥氧增多，网络疏松化、键合强度回落，开裂概率重新上升^[25]。3 个阶段叠加即形成 U 形关系，这也与 SHAP 分析中 B_2O_3 摩尔分数对研磨

开裂概率的高贡献度(43.1%)相互印证。

2.3 自然语言需求解析能力

表 2 汇总了 LLM 对 30 条测试用例的解析结果。总体上，模型在指标匹配率和约束方向准确率上均达到 100%，说明其能够稳定识别保偏光纤设计中的关键性能指标及优化方向；数值精确匹配率为 85.0%，表明对于包含明确阈值的输入，LLM 已能够较可靠地完成结构化转换。

表 2 LLM 自然语言需求解析准确率

Table 2 Accuracy of LLM-based natural language requirement parsing

Difficulty level	Cases	Indicator match rate/%	Direction accuracy/%	Value accuracy/%
A(Simple explicit)	8	100	100	100.0
B(Multi-constraint)	8	100	100	100.0
C(Vague colloquial)	8	100	100	46.2
D(Hard boundary)	6	100	100	87.5
Overall	30	100	100	85.0

分难度等级来看，A 类和 B 类输入的解析结果均为 100%，说明对于单约束和多约束的规范表述，LLM 几乎不存在歧义。C 类模糊口语化输入的数值精确率下降至 46.2%，其主要偏差表现为对“抗辐照要好”“拍长短一点”等表述给出相对保守的阈值设定。尽管这种偏严倾向会带来数值偏差，但在工程预筛选中通常有利于降低性能不达标风险。D 类边界输入测试表明，LLM 能够对“帮我设计最好的光纤”这类缺乏定量目标的表述主动请求澄清，并能拒绝与设计任务无关的输入，说明其具备一定的交互稳健性。

2.4 逆向设计效率评价

表 3 比较了 7 组典型设计场景下随机试错与智能设计系统的搜索效率。需要说明的是，这里的“试错次数”并非实际已经完成的实验数量，而是依据 500 组历史样本中满足约束的比例估算得到的期望实验次数，用于表征传统经验试错流程的搜索难度。例如，场景 S1 在历史样本中的满足率为 12.6%，则随机试错获得 1 组可行方案的期望次数约为 8 次。该指标本质上反映的是在既有经验数据覆盖范围内盲搜获得可行方案的难易程度，虽然不等同于实际研发周期，但能够较客观地衡量不同约束组合下的搜索成本和试验稀缺性。

需补充说明的是，上述以全部 500 组历史样本估算的满足率，与系统逆向搜索所用的预测模型共享同一份数据，效率评价存在一定的循环性。为此，

表 3 典型场景下的实验节约率对比
Table 3 Comparison of experiment reduction rate in typical design scenarios

Design scenario	Constraints	Satisfaction rate (all 500)/%	Satisfaction rate (hold-out)/%	Expected trials (all 500)	Expected trials (hold-out)	System	Reduction rate/%
S1 (Low loss + high ER)	2	12.6	10.0	8	10	1	87.5
S2 (Radiation-resistant + high strength)	2	12.0	6.0	8	17	1	87.5
S3 (Three-constraint combined)	3	4.6	3.0	22	33	1	95.5
S4 (Low loss + radiation-resistant)	2	14.0	12.0	7	8	1	85.7
S5 (Polarization-stable)	3	0.2	1.0	500	100	1	99.8
S6 (High strength + low cracking)	2	13.2	10.0	8	10	1	87.5
S7 (Four-constraint combined)	4	0.2	0	500	>100	1	99.8

进一步采用独立留出的测试样本(未参与任何建模与调参)重新估算各场景的约束满足率, 逆向搜索所用的预测模型亦仅在训练集上训练。重估结果显示, 部分场景的满足率较原估计有所下降、期望试错次数相应上升, 但系统相对随机试错的效率优势在各场景下依然成立。还需指出, 对于满足率低于 1% 的极端场景, 留出样本量本身不足以稳定估计如此低的命中率, 相应效率数字宜理解为量级参考而非精确值。

此外, 作为逆向设计的直接输出, 7 组典型场景对应的系统推荐设计方案列于表 4。需说明的是, 上述方案为模型预测结果, 部分位于设计空间边角区域, 存在一定外推不确定性, 仍需通过工艺试制与实测加以验证。

表 4 7 组典型场景的系统推荐设计方案
Table 4 Recommended design schemes for seven typical scenarios

Design scenario	SAP diameter/ μm	Mole fraction of B_2O_3 /%	Edge distance/ μm
S1 (Low loss + high ER)	39.75	17.03	20.00
S2 (Radiation-resistant + high strength)	20.25	16.14	19.75
S3 (Three-constraint combined)	34.94	15.76	20.00
S4 (Low loss + radiation-resistant)	20.51	16.01	19.75
S5 (Polarization-stable)	29.11	15.25	0.75
S6 (High strength + low cracking)	20.00	20.95	20.00
S7 (Four-constraint combined)	33.92	19.05	20.00

结果表明, 随着约束条件数量增加, 可行解在设计空间中的占比迅速下降, 系统的优势随之增强。

在双约束场景(S1、S2、S4、S6)下, 系统可将期望实验次数由 7~8 次降至 1 次, 节约率为 86%~88%; 在三约束场景(S3、S5)下, 节约率提高至 95.0%~99.8%; 在四约束综合场景 S7 中, 满足率仅为 0.2%, 随机试错的期望次数高达 500 次, 而系统仍可在一次搜索中给出候选方案。值得注意的是, 这种优势并非线性增加, 而是随着可行区稀疏化而显著放大, 说明该方法特别适用于低命中率、强耦合和高代价的多约束设计任务。

图 4 进一步直观展示了上述差异。其原因在于, 随机试错本质上依赖于可行解在设计空间中的自然出现概率, 当约束增多时命中率呈显著下降; 而基于 ML 模型的全局逆向搜索能够同时评估全部 512 000 个候选点, 因此对低概率可行区更具检出能力。需要指出的是, 系统推荐并不能替代最终实验验证, 但能够显著缩小参数实验范围, 从而提高设计迭代效率。对于需要辐照、高低温或力学测试联动验证的保偏光纤研发而言, 这种由“广泛试探”转向“定向验证”的转变尤为重要, 因为高成本实验通常并不允许大量无效样品反复制备和测试。

2.5 约束冲突诊断与最小松弛

当多目标约束相互矛盾导致设计空间内不存在可行解时, 系统启动约束冲突诊断与松弛模块。表 5 为 5 组典型诊断场景的结果, 其中 A、B、D 为典型不可行情形, C 为全局互锁的极端情形, E 则用于验证系统能否识别“表面上看似冲突、实则可行”的场景。需要强调的是, 这里的“松弛”并非简单降低全部性能要求, 而是寻找使系统重新可行的最小且最有针对性的妥协方向, 从而保留尽可能多的原始设计意图。

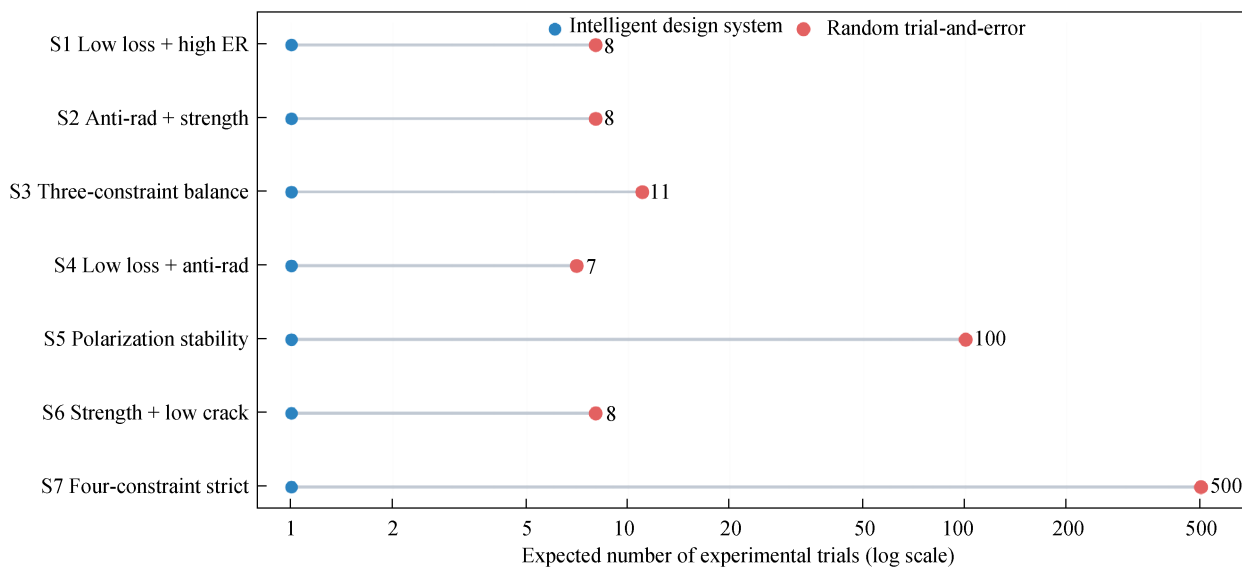


图 4 随机试错与智能设计系统的期望实验次数对比

Fig. 4 Comparison of expected experimental trials between random trial-and-error and the intelligent design system

表 5 约束冲突诊断与最小松弛方案

Table 5 Constraint conflict diagnosis and minimum relaxation solutions

Scenario	Constraints	Conflict source	Relaxation	Relaxation margin
A (High ER + low loss + low cracking)	3	Extinction ratio	$\geq 33 \rightarrow \geq 20.7$	37.4%
B (Radiation-resistant + strength + high ER)	3	Extinction ratio	$\geq 32 \rightarrow \geq 21.0$	34.3%
C (Six-constraint extreme)	6	Interlocked	Infeasible	
D (Polarization-stable)	3	Temperature-induced ER variation	$\leq 3.5 \rightarrow \leq 5.6$	58.8%
E (Low loss + high nd + high strength)	3		Originally feasible	

对于场景 A“高消光比+低损耗+低开裂”，系统识别出“消光比 ≥ 33 dB”为主要冲突源；当移除该约束后，其余“损耗 ≤ 0.5 dB/km”和“开裂 $\leq 8\%$ ”能够同时满足。进一步的二分搜索表明，将消光比下限放宽至 20.7 dB 即可恢复可行性，松弛幅度为 37.4%。这一结果表明，过高的消光比要求会迫使应力区直径向更大取值移动，从而与低损耗和低开裂目标形成明显竞争。更重要的是，系统给出的并不是笼统的“适当放宽指标”，而是明确指出应优先调整哪个约束、调整到何种程度才具有实际意义，这使其更接近工程决策而非单纯的数学求解。

场景 B 同样将“高消光比”识别为关键冲突约束，说明消光比与高强度、低辐致损耗之间存在共同的参数竞争关系。在场景 D“偏振稳定”中，系统则将“全温消光比变化 ≤ 3.5 dB”定位为瓶颈，并建议将其放宽至 5.6 dB。这说明在当前材料体系和设计空间内，过于严格的温度稳定性要求会显著压缩可行区。从工程角度看，这类输出不仅回答了“哪里过严”，也回答了“应放宽到什么量级才可能重新获得可行解”，从而为需求重构和指标协商提供了

定量参考。

场景 C“六约束极端”中，移除任意单一约束后系统仍无法找到可行解，表明该需求并非由某一单独指标过严导致，而是多项约束在当前材料体系下整体互锁。对此，系统给出“不可解”结论而非误导性的松弛建议。相对地，场景 E 被正确判定为原本可行，说明该模块不仅能够识别冲突，也能够避免对本已可行的约束进行过度干预。前者提示设计者需要考虑材料体系或工艺路线层面的改变，后者则说明系统在可行性判断上具备基本的稳健性。

与传统优化器仅返回“可行/不可行”二元结果不同，本工作进一步给出了冲突源定位、最小松弛量及物理解释。这种从“是否有解”到“为何无解、如何调整”的信息提升，有助于工程人员在性能取舍和参数修改过程中做出更具针对性的判断。换言之，该框架并非只是在已有优化器外部增加自然语言接口，而是通过解释层把数值求解结果转化为更符合工程师思维方式的决策信息，这也是 ML 与 LLM 协同设计相较于单一预测模型更具应用价值之处。

3 结论

针对保偏光纤应力区多目标设计问题, 构建了机器学习与大语言模型协同的智能设计框架。基于 500 组实验数据完成了预测建模、机理分析以及逆向设计验证, 主要结论如下:

1) 基于应力区直径、 B_2O_3 摩尔分数和应力区边缘-纤芯边缘距离 3 个设计变量, 建立了 8 项性能指标的预测模型。最优模型的五折交叉验证 R^2 为 0.76~0.99, 平均 R^2 为 0.906, 表明所构建模型能够满足应力区参数预筛选与逆向搜索的精度要求。

2) SHAP 分析揭示了较为清晰的变量主控关系: 边缘距离主导损耗类指标, 应力区直径主导力学与偏振性能, B_2O_3 摩尔分数对研磨开裂概率影响最为显著。该结果与 PANDA 型保偏光纤的波导与热应力机理相一致。

3) 引入 LLM 后, 系统能够将自然语言需求转换为结构化设计约束。30 条测试用例表明, 指标匹配率和方向准确率均达到 100%, 数值精确匹配率为 85.0%。对于不可行需求, 系统可进一步定位关键冲突约束, 并给出最小松弛建议及相应物理解释。

4) 在 7 组典型设计场景中, 基于 ML 预测的全局逆向搜索可将随机试错的期望实验次数平均降低 91%, 在四约束场景下最高降低 99.8%。该方法能够显著缩小参数实验范围, 提高应力区设计的迭代效率。

5) 当前模型仍建立在特定材料体系和工艺窗口的数据基础上, 其跨体系泛化能力仍需通过更广泛的实验进一步验证。后续可将该框架拓展至芯棒-应力区的级联设计, 并结合在线更新机制持续提升模型稳健性。

(第二十八届中国科协年会学术论文)

参考文献:

- [1] NODA J, OKAMOTO K, SASAKI Y. Polarization-maintaining fibers and their applications[J]. *J Light Technol*, 1986, 4(8): 1071–1089.
- [2] RASHLEIGH S. Origins and control of polarization effects in single-mode fibers[J]. *J Light Technol*, 1983, 1(2): 312–331.
- [3] KERSEY A D, DANDRIDGE A. Applications of fiber-optic sensors[J]. *IEEE Trans Compon Hybrids Manuf Technol*, 1990, 13(1): 137–143.
- [4] KASHAYKIN P F, POSPELOVA E A, SHARONOVA Y O, et al. Temperature and polarization dependence of radiation-induced attenuation in pure-silica-core PANDA optical fiber[J]. *Opt Mater*, 2022, 131: 112510.
- [5] TOMASHUK A L, KASHAYKIN P F, SEMJONOV S L, et al. Comparison study of radiation-resistant polarization-maintaining PANDA fibers with undoped- and N-doped-silica core[J]. *J Light Technol*, 2020, 38(20): 5817–5824.
- [6] ERONYAN M A, DEVETAROV D R, REUTSKIY A A, et al. Polarization-maintaining and radiation resistant optical fiber with germanosilicate elliptical core[J]. *Opt Fiber Technol*, 2022, 68: 102789.
- [7] ROVERA A, TANCAU A, BOETTI N, et al. Fiber optic sensors for harsh and high radiation environments in aerospace applications[J]. *Sensors*, 2023, 23(5): 2512.
- [8] CAO L D, ABEDIN S, CUI G Q, et al. Artificial intelligence and machine learning in optical fiber sensors: A review[J]. *Sensors*, 2025, 25(24): 7442.
- [9] BUTLER K T, DAVIES D W, CARTWRIGHT H, et al. Machine learning for molecular and materials science[J]. *Nature*, 2018, 559(7715): 547–555.
- [10] WEI J, CHU X, SUN X Y, et al. Machine learning in materials science[J]. *InfoMat*, 2019, 1(3): 338–358.
- [11] SCHMIDT J, MARQUES M R G, BOTTI S, et al. Recent advances and applications of machine learning in solid-state materials science[J]. *npj Comput Mater*, 2019, 5: 83.
- [12] ASADIAN M, SEYEDEIN S H, ABOUTALEBI M R, et al. Optimization of the parameters affecting the shape and position of crystal-melt interface in YAG single crystal growth[J]. *J Cryst Growth*, 2009, 311(2): 342–348.
- [13] KUTSUKAKE K, NAGAI Y T, BANBA H. Virtual experiments of Czochralski growth of silicon using machine learning: Influence of processing parameters on interstitial oxygen concentration[J]. *J Cryst Growth*, 2022, 584: 126580.
- [14] 杨明亮, 王瑞仙, 孙贵花, 等. 机器学习在晶体生长中的应用研究进展[J]. *硅酸盐学报*, 2024, 52(7): 2412–2424.
- [15] YANG Mingliang, WANG Ruixian, SUN Guihua, et al. *J Chin Ceram Soc*, 2024, 52(7): 2412–2424.
- [15] CHEN C, ONG S P. A universal graph deep learning interatomic potential for the periodic table[J]. *Nat Comput Sci*, 2022, 2(11): 718–728.
- [16] MERCHANT A, BATZNER S, SCHOENHOLZ S S, et al. Scaling deep learning for materials discovery[J]. *Nature*, 2023, 624(7990): 80–85.
- [17] VENKETESWARAN A, LALAM N, WUENSCHALL J, et al. Recent advances in machine learning for fiber optic sensor applications[J]. *Adv Intell Syst*, 2022, 4: 2100067.
- [18] LI A, WANG T H. Research on radiation damage characteristics of optical fiber materials based on data mining and machine learning[M]//Advanced Hybrid Information Processing. ChamSpringer International Publishing, 2019: 410–418.
- [19] JABLONKA K M, SCHWALLER P, ORTEGA-GUERRERO A, et al. Leveraging large language models for predictive chemistry[J]. *Nat Mach Intell*, 2024, 6(2): 161–169.
- [20] BOIKO D A, MACKNIGHT R, KLINE B, et al. Autonomous chemical research with large language models[J]. *Nature*, 2023, 624(7992): 570–578.
- [21] ZHENG Z L, ZHANG O F, BORGS C, et al. ChatGPT chemistry assistant for text mining and the prediction of MOF synthesis[J]. *J Am Chem Soc*, 2023, 145(32): 18048–18062.
- [22] MIRET S, ANOOP KRISHNAN N M. Are LLMs ready for real-world materials discovery? [EB/OL]. 2024: arXiv: 2402. 05200. <https://arxiv.org/abs/2402.05200>
- [23] BREIMAN L. Random forests[J]. *Mach Learn*, 2001, 45(1): 5–32.

- [24] LUNDBERG S M, LEE S I. A unified approach to interpreting model predictions[EB/OL]. 2017: arXiv: 1705. 07874. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1705.07874>.
- [25] WANG Z B, SUN P, HU Y D, et al. Crack morphology tailoring and permeability prediction of polyvinyl alcohol-steel hybrid fiber engineered cementitious composites[J]. J Clean Prod, 2023, 383: 135335.

作者贡献声明:

杨 坤: 论文构思、设计研究方法和实验方案、撰写初稿
王 静: 提出论文思路及构建框架, 修改论文
张翼菲: 调查研究、数据管理、分析/综合数据、绘制图表
李 羽: 软件使用、验证

Intelligent Multi-Objective Design of Stress-Appling Part in Polarization-Maintaining Fibers via Machine Learning and Large Language Model Collaboration

YANG Kun^{1,2}, WANG Jing¹, ZHANG Yifei², LI Yu²

(1. School of Materials Science and Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China;

2. Yangtze Optical Fibre and Cable Joint Stock Limited Company, Wuhan 430070, China)

Extended Abstract

Introduction The design of the stress-applying part (SAP) in polarization-maintaining fibers (PMF) is a typical multi-variable, multi-objective optimization problem. The coupled effects of SAP diameter, B₂O₃ molar fraction and SAP edge-to-core distance determine attenuation, polarization-maintaining capability, mechanical reliability, and radiation resistance. Conventional trial-and-error design is therefore inefficient, especially when multiple performance constraints must be satisfied simultaneously.

Methods Based on 500 experimental datasets, predictive models were established for eight performance indicators, including attenuation, post-irradiation loss, tensile strength, nd value, extinction ratio, temperature-induced extinction-ratio variation, beat length, and grinding crack probability. Three ensemble learning algorithms, *i.e.*, random forest (RF), XGBoost, and gradient boosting regressor (GBR), were systematically compared *via* 5-fold cross-validation. SHAP analysis was employed to reveal the dominant effects of design variables. Furthermore, a large language model (LLM) was introduced as a natural-language interface and explanation layer to parse user requirements, diagnose infeasible constraints and provide minimum-relaxation suggestions.

Results and discussion The optimal models achieved R^2 values ranging from 0.76 to 0.99 with an average of 0.906, indicating that the nonlinear mapping between SAP parameters and performance metrics can be reliably captured. SHAP analysis revealed that the edge distance dominated attenuation-related indices, the SAP diameter governed mechanical and polarization-related properties, and the B₂O₃ molar fraction exerted the strongest effect on grinding crack probability. For 30 natural-language test cases, the LLM achieved 100% accuracy in indicator recognition and inequality-direction determination, and 85.0% exact-value accuracy. Across seven representative design scenarios, the proposed framework reduced the expected number of trial experiments by 91% on average and by up to 99.8% in the four-constraint scenario. When no feasible solution existed, the system could identify the bottleneck constraint and quantify the minimum relaxation required to recover feasibility.

Conclusions A collaborative ML-LLM framework was developed for the inverse design of PMF SAPs. The method integrates quantitative prediction, mechanism-oriented interpretation and natural-language-driven interaction, thereby converting conventional trial-and-error design into an efficient data-driven screening process. This approach provides a practical pathway for intelligent design of polarization-maintaining fibers and may also be extended to other inorganic non-metallic materials with strongly coupled process-property relationships.

Keywords polarization-maintaining fiber; stress-applying part; machine learning; large language model; inverse design