

基于集成学习与雪橇犬优化算法的胶质瘤组织热损伤参数反演研究*

冯征¹⁾ 李君¹⁾ 马保科¹⁾ 冯松¹⁾²⁾³⁾ 方青⁴⁾ 张海洋¹⁾²⁾³⁾ 张云婕¹⁾²⁾³⁾ 严祥安¹⁾²⁾³⁾ 韩小祥¹⁾²⁾³⁾†

1) (西安工程大学, 理学院, 西安 710048)

2) (柔性射线防护陕西省工程研究中心, 西安工程大学, 西安 710048)

3) (西安市核防护纺织装备技术重点实验室, 西安工程大学, 西安 710048)

4) (昆明理工大学, 理学院, 昆明 650500)

摘要: 激光热疗在恶性肿瘤消融中具有精准高效的治疗优势, 而组织热损伤范围的精准预测与治疗参数优化是热疗临床应用的关键科学问题。本文以大鼠皮下胶质瘤移植瘤模型为研究对象, 首先采用有限差分法对 Pennes 生物传热方程进行求解, 并结合 Arrhenius 热损伤积分模型进行热损伤评定, 分析热力学参数和激光参数对肿瘤组织热损伤的作用机制和影响规律。然后选取七种典型算法开展精度对比与适应性筛选, 在控制误差的基础上构建集成学习(EL), 结果表明 EL 模型的泛化性与鲁棒性优于任何单一算法。最后将 EL 模型与雪橇犬优化算法(SDO)结合构建热损伤参数反演框架。在预设肿瘤热损伤深度的约束下, 得到激光热疗的激光功率、作用时间等治疗参数的最优组合, 为激光热疗的个体化与智能化治疗规划提供了理论依据与技术参考。

关键词: 激光烧蚀, 组织热损伤, 集成学习, 参数反演

* 基金: 国家自然科学基金(批准号: U2330109, 62405239, 61805212)、陕西省创新能力支撑计划(批准号: 2025QCY-KXJ-041)、江苏省科技计划项目(批准号: FZ20240945)、云南省基础研究专项(批准号: 202501AS070048)资助的课题

† 通信作者. E-mail: hanxiaoxiang@xpu.edu.cn

第一作者. E-mail: feng_zheng2025@163.com

PACS: 66.25.+g, 44.25.+f, 02.30.Jr, 02.60.Cb

1 引言

在多种癌症综合治疗策略中, 热疗作为一种安全可控的辅助治疗手段, 在临床研究与应用中受到广泛关注。该技术可通过射频、微波、磁性纳米颗粒、超声波和激光等多种机制实现靶向热能传递, 达到局部肿瘤消融的目的^[1]。然而, 活体组织内的热传输过程受血液灌注率、组织代谢产热等多种因素共同影响, 其核心难点在于实现肿瘤区域温度场的精准调控, 从而在保证有效消融肿瘤的同时最大限度保护周围健康组织。基于傅里叶热传导理论构建的 Pennes 生物热方程是描述具有生物组织传热行为应用最为广泛的数学模型。国内外研究人员开展大量解析与数值方法研究, 不断提升生物传热过程的模拟精度^[2,3]。

2004 年, Yue 等人基于 Pennes 生物传热方程, 建立了一维稳态圆柱生物组织简化传热模型, 可用于肢体和全身传热分析^[4]。2010 年, Giordano 等人基于直角坐标, 柱坐标和球形坐标中推导了 Pennes 方程的基本解, 获得了时变热源作用下的温度场分布, 并将其应用于磁流体热疗温度场预测问题^[5]。2013 年, Gupta 等人建立了在不同坐标系和不同边界条件下的电磁辐射热疗传热模型, 分析了不同温度区间内血液灌注率变化对组织换热过程的影响^[6]。2020 年, Wang 等人针对电磁加热下的脉冲式温度分布问题开展优化研究, 给出了一维生物传热方程的解析解完整推导过程^[7]。同年, Cui 等人在三种常见的非齐次边界条件下, 采用分离变量法、有限傅立叶正弦法和拉普拉斯变换求解该方程, 得到了皮肤组织上分数型 Pennes 生物传热方程的解析解^[8]。Bojdi 等人利用小波配置法与有限差分

时间离散相结合,进行多分辨率分析进一步提高了数值解精度^[9]。2005年,Zhao等人提出了一维 Pennes 方程的两级有限差分模式^[10]。Luitel 等人在 Zhao 等人基础上引入防护服层来扩展一维 Pennes 模型,采用完全隐式有限差分(FDM)方案,对不同时间步长下的瞬态温度分布进行了计算^[11]。2006年,Shih 等人基于表面正弦加热条件的 Pennes 生物传热方程,分析了生物组织表面的温度响应规律^[12]。2019年,Hosseini 等人提出了一种基于二维 Legendre 小波的有效半离散方法,在不同分数阶下实现了传热过程高效求解^[13]。Roohi 等人则基于勒让德基数函数,将含未知热源项的分数阶生物传热方程转化为代数方程组,显著简化了求解流程^[14]。近年来,生物传热模型向非线性、分形与时滞等更复杂形式拓展。2022年,Ostadhossein 等人考虑肾细胞癌组织比热容的非线性特性,得到了 Pennes 方程的高度非线性半解析解和数值解^[15]。2023年,Ahmad 等人分析了分形维数下的时变和稳态非局部生物热方程,得到了肿瘤消融的数值估计范围^[16]。2024年,Megahid 等人将分形结构、细胞间非局部作用与时滞效应引入传热模型,提高了人体组织温度响应的预测精度^[17]。

智能算法的不断发展为生物传热反问题求解提供了新途径。2007年,Hosseini 等人将前馈神经网络与弹性反向传播算法相结合,实现了生物组织中肿瘤几何参数与力学参数的逆向重建^[18]。2018年,Marek 将进化算法与有限元法相结合,以 Arrhenius 热损伤积分为适应度函数,实现了热疗暴露时间与控制参数的优化估计^[19]。2020年,Loiola 等人采用近似贝叶斯计算与序贯蒙特卡洛方法,提高了生物传热逆问题参数识别的可靠性^[20]。2024年,Ye 等人分别利用自适应模拟退火算法与多岛遗传算法,实现了组织内部热源与三维温度场的无损反演,仿真与实测温度误差可控制在较低水平^[21,22]。2023年,Sun 等人采用分散模

糊推理方法实现了激光热疗下组织表面功率与内部温度的有效重建,算法对测量条件与误差具有良好鲁棒性^[23]。2024 年, Zheng 等人提出时间导数增强型物理信息神经网络,在非傅里叶导热问题中显著提升了求解精度与计算效率^[24]。2025 年, Li 等人基于改进物理信息神经网络实现了无网格高精度传热求解,效率优于传统有限元方法^[25]。Rezaei 等人则利用物理信息神经网络预测了激光热疗下皮肤组织温度场与热损伤范围,为治疗参数优化提供了参考^[26]。可见,生物传热模拟与智能反演算法均已取得长足进展,但将集成学习与智能优化算法相结合,构建面向胶质瘤激光热疗的热损伤约束下治疗参数协同反演模型的研究仍相对缺乏。

本文以大鼠皮下胶质瘤移植瘤为研究对象,利用有限差分法数值求解 Pennes 生物传热方程,对激光照射界面施加对流散热边界,对外围组织采用恒温边界,实现毫米级尺度下组织温度场与热损伤范围的精准模拟。通过改变激光功率、血液灌注率、组织代谢产热等参数,分析关键物理量对肿瘤热损伤深度的影响规律,构建用于模型训练的数据集。在此基础上选取七种典型机器学习算法开展精度与鲁棒性对比,筛选出性能优良的基学习器构建集成学习(Ensemble Learning, EL)代理模型,以快速逼近热损伤深度与输入参数间的非线性映射关系。进一步以集成学习代理模型为适应度评价基础,结合雪橇犬优化算法(Sled Dog Optimizer, SDO)构建 EL-SDO 协同反演框架,实现给定目标热损伤深度下激光治疗参数的快速优化寻优,可为微小肿瘤的精准激光热疗提供理论依据与技术参考。

2 Pennes 生物传热模型

脉冲激光与生物组织的相互作用及内部热传导是一个典型的多物理耦合瞬态过程。在建模时,除需考虑生物组织自身热传导、血液在毛细血管中流动、血

管内血液和组织液之间的对流换热、组织的自身代谢产热，还需考虑脉冲激光的功率密度、激光束腰半径与激光作用时间。为准确分析激光作用下胶质瘤移植瘤组织的温度分布情况，本文以 Pennes 生物传热方程为基础^[27]，以从光纤射出的高斯光束经组织吸收后形成的体积产热为热源项，假设热物性恒定，组织近似各向同性，构造具体的方程为：

$$\rho C \frac{\partial T(r, z, t)}{\partial t} = k \nabla^2 T(r, z, t) + \rho_b w_b C_b (T_b - T) + Q_m + Q_r(r, z) \quad (1)$$

$$Q_r = u_a (1 - R) \frac{P}{\pi w_0^2} e^{\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{2w_0^2} - u_s z \right) - u_t z} \quad (2)$$

$$\nabla^2 T = \frac{\partial^2 T}{\partial z^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial r^2} + \frac{1}{r} \frac{\partial T}{\partial r} \quad (3)$$

其中， ρ 、 C 、 k 分别为组织的密度、比热容和热导系数， T_b 、 ρ_b 、 w_b 、 C_b 为血液的温度、密度、灌注率、比热容；为脉激光热源项， u_a 、 R 、 P 、 w_0 、 u_s 分别为组织吸收系数、镜面反射率、激光功率、激光束腰半径与组织散射系数； $u_t = u_s + u_a$ 为组织的衰减系数； Q_m 为代谢产热项。

为求解生物传热方程，需要满足物理模型描述的初始条件与边界条件。当 $t=0$ 时，激光与胶质瘤组织的接触面温度为 $T(r, 0, 0) = T_0$ 。激光接触面为对流散热边界，其余边界设置为恒温条件，并且前表面损失能量较少，忽略损失对于前表面边界条件的影响。具体的生物传热模型的边界条件为：

$$-k \frac{\partial T}{\partial z} \Big|_{z=0} = Q_r - h(T_q - T_0) \quad (4)$$

$$T(r, t) \Big|_{r=L_x} = T(x, t) \Big|_{z=L_y} = T_b \quad (5)$$

结合上述边界条件、初始条件对生物传热方程进行有限差分法离散，通过数学推导可得生物传热方程离散迭代表达式如(6)所示：

$$T_{i_z, i_r}^{n+1} = T_{i_z, i_r}^n + \Delta t \left[\alpha \left(\frac{T_{i_z+1, i_r}^n - 2T_{i_z, i_r}^n + T_{i_z-1, i_r}^n}{\Delta z^2} + \frac{T_{i_z, i_r+1}^n - 2T_{i_z, i_r}^n + T_{i_z, i_r-1}^n}{\Delta r^2} \right) + \frac{1}{r_{i_r}} \cdot \frac{T_{i_z, i_r+1}^n - T_{i_z, i_r-1}^n}{2\Delta r} \right] + \frac{\rho_b c_b w_b}{\rho C} (T_0 - T_{i_z, i_r}^n) + \frac{Q_m}{\rho C} + \frac{Q_{r, i_z, i_r}}{\rho C} \quad (6)$$

式中， i 、 Δz 、 Δr 表示关于空间方向的离散点的个数、离散步长， T_{i, i_r} 表示某一时间节点温度，而 α 为热扩散率。通过有限差分法求解生物传热方程，得到不同时空域下对应的温度分布情况。

根据求解得到的胶质瘤组织时空域的温度变化情况确定组织损伤程度，利用组织损伤模型将损伤表示为一个化学速率过程，一阶阿伦尼乌斯速率方程可以用来估计组织损伤的速率^[28]。对这个方程积分得到具体组织损伤程度公式为：

$$\Omega = \int_0^t A \exp\left(\frac{-E}{RT}\right) dt \quad (7)$$

其中： Ω 为生物组织的热损伤程度， T 为组织温度， R 为普适气体常量，数值为 8.3(J/mol.K)， A 是频率因子，数值为 3.1×10^8 (s⁻¹)； E 是活化能，数值为 6.28×10^5 (J/mol)；Arrhenius 模型所用参数由 Fahrenholtz^[29]提出。通常情况下，当 Ω 达到一定阈值时，认为组织发生了不可逆损伤。Arrhenius 模型中常用的阈值为：当 $0 \leq \Omega < 0.53$ 时，组织无损伤；当 $0.53 \leq \Omega < 1$ ，组织发生可逆损伤；当 $\Omega \geq 1$ 时，认为组织发生了不可逆损伤。本研究基于 Arrhenius 积分估算烧伤时间，模拟不同温度下生物组织的热损伤演化，为激光热疗参数优化提供依据。但该方法采用平均场近似^[30-32]，忽略了微观热损伤的涨落效应，存在一定局限性。为此，后续将引入随机统计方法，开展多尺度热损伤研究，量化热损伤深度的统计分布特征，揭示微观随机因素对宏观损伤边界的扰动规律，建立热损伤过程的概率化理论表征，进一步明确确定性 Arrhenius 损伤阈值的误差范围及其适用边界。为

更清晰地分析热作用范围，将计算区域划分为激光消融区、可逆热影响区与正常健康组织区，生物组织热损伤区域划分模型如图 1 所示。

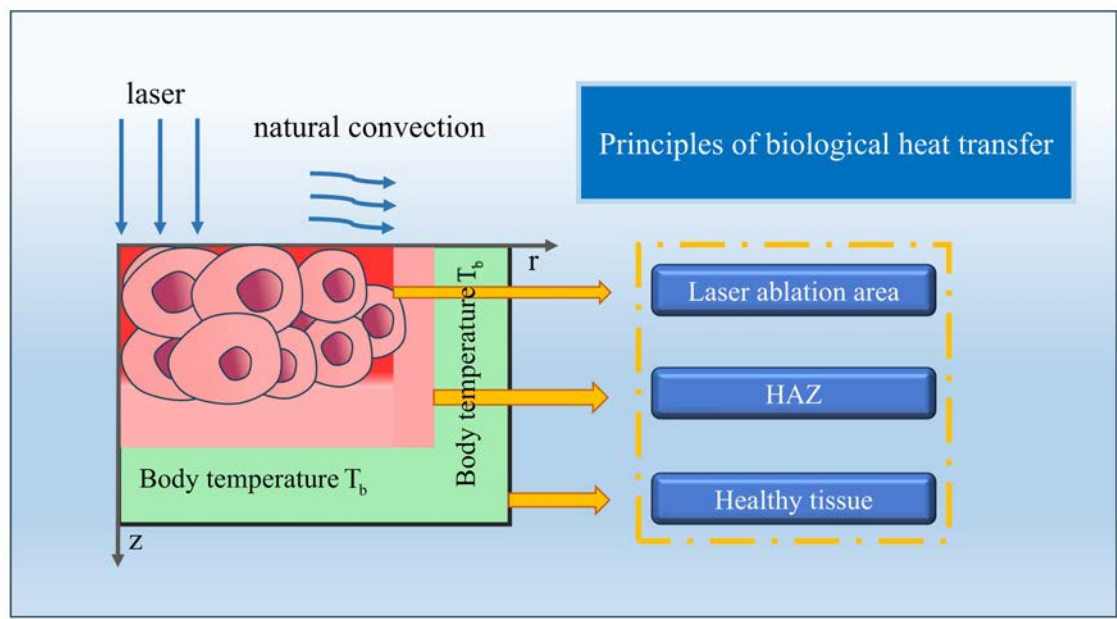


图 1 生物组织热损伤模型

Fig.1 Thermal injury model of biological tissues

3 EL-SDO 协同寻优模型

为高效、精确地求解目标热损伤深度约束下的治疗参数反演问题，本研究采用 EL-SDO 协同优化框架。该方法通过 EL 构建激光参数与组织热损伤深度之间的非线性映射代理模型，并将训练完成的 EL 模型作为适应度评价函数与 SDO 结合，从而实现目标热损伤深度下最优治疗参数的快速寻优。

EL 的核心思想是通过融合多个基础学习器以有效提升模型的泛化能力和预测稳定性。单一模型往往仅在特定数据分布上表现优秀，而 EL 通过加权融合等策略，实现各模型优势互补，从而提升模型的精度、鲁棒性和可靠性，在复杂非线性映射问题中具有显著优势^[33]。然而，考虑到集成学习难以嵌入完整 PDE 物理残差，后续拟引入轻量化物理正则约束：一是在损失函数增加单调性惩罚项，约束激光功率提升时热损伤深度单调递增。二是增加物理数值区间约束，限制预

测结果处于传热机理对应的合理范围。未来将基于现有 EL 框架构建含物理正则约束的集成学习模型，开展大范围外推验证，量化约束引入前后模型误差与趋势一致性，提升激光热损伤参数外推预测的物理可靠性。

本文选取 BPNN、RF、RBF、CNN、ELM、SVM 和 Elman 七种算法作为基础算法，构建多模型集成预测框架，以均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)等指标为依据，剔除预测误差较大、存在明显系统偏差的个体模型。由于不同基础算法的拟合机理、偏差-方差特性及对数据特征的提取方式存在明显差异，模型间具有天然互补性。通过多模型混合建模，可更全面地捕捉参数与热损伤深度间的映射规律，进一步提升整体精度与泛化性能^[34]。基于此，本研究采用基于预测性能指标的权重分配策略，使低误差模型在 EL 中占据主导。具体权重计算公式为：

$$A = g_{BP}A_{BP} + g_{RF}A_{RF} + g_{ELM}A_{ELM} + g_{SVM}A_{SVM} + g_{Elman}A_{Elman} \quad (8)$$

$$g_{BP} = \frac{1/Q_{BP}}{1/Q_{BP} + 1/Q_{RF} + 1/Q_{ELM} + 1/Q_{SVM} + 1/Q_{Elman}} \quad (9)$$

其中， g_{BP} 、 g_{RF} 、 g_{ELM} 、 g_{SVM} 、 g_{Elman} 分别为 5 种算法对应的分配权重， Q_{BP} 、 Q_{RF} 、 Q_{ELM} 、 Q_{SVM} 、 Q_{Elman} 分别为 5 种算法对应的误差指标（即 MAE 和 RMSE）， A_{BP} 、 A_{RF} 、 A_{ELM} 、 A_{SVM} 、 A_{Elman} 、 A 分别为 5 种算法对应的预测值与集成学习后的预测值。

SDO 是一种受自然界动物协作行为启发的元启发式优化算法，其灵感来源于北极雪橇犬群体在恶劣环境下通过分层协作与分工完成觅食与迁移的行为机制。该机制将种群个体划分为最优个体 X_{leader} ，较优个体 $X_{explorer}$ 其余个体 $X_{follower}$ ^[35]。首先进行种群初始化，设优化问题的维度为 d ，种群规模为 N ，适应度函数为 $f(x_i)$ ，则初始化种群位置矩阵如(10)所示：

$$X = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}, \quad X_i \in R^d \quad (10)$$

随后，按照角色分工执行位置更新。最优个体的更新公式为：

$$X_{leader}^{t+1} = X_{leader}^t + \alpha \cdot D \cdot (X_{best}^t - X_{leader}^t) \quad (11)$$

其中， X_{best}^t 是历史上全局最优位置， α 是领导系数用来控制探索步长， D 是随机扰动向量，模拟环境不确定性。

较优个体更新策略为：

$$X_{explorer}^{t+1} = X_{leader}^t + \beta \cdot (X_{leader}^t - X_{explorer}^t) + \gamma \cdot (X_{rand}^t - X_{explorer}^t) \quad (12)$$

其中， β ， γ 为探索系数，平衡最优个体学习和随机探索，为随机选择的个体位置增加多样性。

其余个体更新方式为：

$$X_{follower}^{t+1} = X_{follower}^t + \delta \cdot (X_{center}^t - X_{follower}^t) \quad (13)$$

其中， δ 为追随系数， X_{center}^t 是当前种群的中心位置或优质区域的平均位置，促使其余个体向团队发现的有利区域靠拢。

为避免算法陷入过早收敛，SDO 算法在每经过 K 代迭代后种群个体进行动态角色重分配，依据适应度值重新划分个体的职能，从而实现算法跳出局部最优，增强全局搜索的能力。通过将 EL 模型作为 SDO 的适应度计算模型，构建了如图 2 所示的 EL-SDO 协同优化框架。在该框架中，EL 负责快速预测不同参数组合对应的组织热损伤深度，SDO 则以目标热损伤深度为约束开展全局寻优，最终实现给定热损伤条件下激光治疗参数的高效、精准优化。

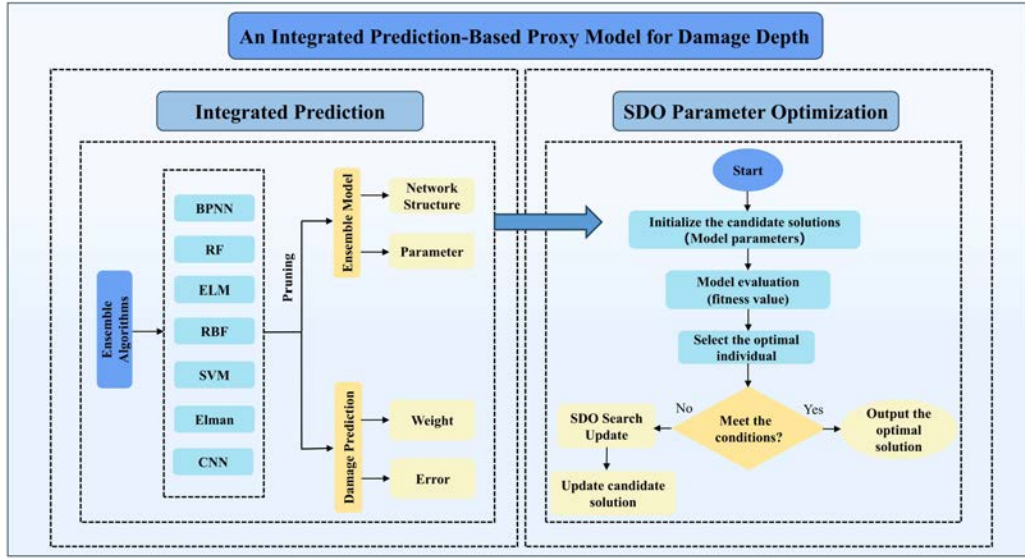


图 2 基于集成学习的协同优化框架

Fig.2 The framework of ensemble learning-based collaborative optimization

4 讨论

4.1 胶质瘤组织热损伤演化

为探究激光烧蚀胶质瘤组织的温度场与热损伤演化规律，本次仿真选用直径 1 mm 的治疗光纤，采用波长 808 nm 的高斯型激光实施辐照作用，并设置环境初始温度 $T_0=25\text{ }^{\circ}\text{C}$ ，激光脉冲束腰半径 $\omega_0=0.05\text{ cm}$ ，激光功率为 1.6 W，组织代谢产热为 $3.68 \times 10^3\text{ W/m}^3$ ，具体热力学参数参考文献^[36]，如表 1 所示：

表 1 血液和组织的热力学性质参数

Table 1. Thermodynamic property parameters of blood and tissues

血液密度	血液比热	动脉血液温度	血液灌注率
$\rho_b[\text{kg/m}^3]$	$C_b[\text{J}/(\text{kg} \cdot \text{K})]$	$T_b(^{\circ}\text{C})$	$W_b[\text{ml}/(\text{m}^3 \cdot \text{s})]$
1000	3639	37	6000
组织密度	组织比热	总衰减系数	组织热导率
$\rho[\text{kg/m}^3]$	$C[\text{J}/(\text{kg} \cdot \text{K})]$	$u(\text{cm}^{-1})$	$k[\text{W}/(\text{m} \cdot \text{K})]$
1095	3375	71.2	0.45

基于 Pennes 生物传热方程进行数值求解，得到不同时刻胶质瘤组织温度场分布如图 3 所示。随着作用时间从 15 s 延长至 60 s，组织高温区域逐渐沿径向和

深度方向扩展,体现了热量在组织内以热传导为主、伴随血液对流换热的综合传递过程。同时,温度等值线随时间逐渐趋于平缓宽阔,表明组织内部温度梯度逐步减小,热影响区趋于稳定扩展。在此过程中,组织最大损伤深度由 0.09 cm 依次增长至 0.12 cm、0.14 cm,最终达到 0.16 cm。为验证本研究准确性,选取激光功率 1.2 W、辐照时长 30 s、60 s 两组完整温度分布与文献^[36]开展对标验证,不同组织深度温度对比结果详见表 2、表 3。结果显示,仿真温度与实测温度变化趋势一致,30 s 时最大绝对误差 2.02 °C,60 s 时最大绝对误差 1.68 °C,大部分位置温度误差小于 2 °C,数值偏差处于生物热疗仿真合理误差区间。可见本研究有限差分传热模型构建合理,具备可靠的温度场预测能力,能够作为后续热损伤分析与参数反演的数值基础。且选用的 Arrhenius 热损伤积分模型为肿瘤激光热消融领域公认成熟的量化评价手段,已有较多研究完成仿真结果与组织 HE 切片体内实验对标验证。Keefe 等^[37]、Cao 等^[38]在脑组织胶质瘤激光热疗研究中证实,基于 Pennes 传热方程耦合 Arrhenius 模型得到的不可逆热损伤区域,与大鼠脑组织 HE 染色实际凝固坏死范围吻合良好;Rademacher 等^[39]综述明确该套仿真体系可实现脑肿瘤消融边界有效预估。上述研究佐证该仿真评价框架具备良好的热损伤预测能力。本文参数反演工作立足于可靠校核后的数值仿真模型开展,研究定位为胶质瘤激光热疗参数优化的数值仿真探究,旨在提供一种多目标参数反演思路与优选治疗参数区间,属于方法层面的仿真研究。虽然本研究未开展大鼠体内实验,暂无法提供本文特定情况下 HE 切片实测损伤范围与仿真结果的直接对照。后续将完善动物平台,开展体内实验进一步校验本文热损伤预测结论。

同时考虑热损伤评价标准单一,本研究在原有 Arrhenius 热损伤积分模型基础上,新增 CEM43 等效累积热剂量、55 °C 胶质瘤临界损伤温度两项评判指标,

构建多维度热损伤评价体系，并开展横向对比分析，丰富组织热损伤评估方式。

首先引入 Sapareto 与 Dewey 提出的 43 °C 等效累积热剂量 CEM43 评价模型。该模型能够将不同温度、不同作用时间下的组织热效应统一折算为 43 °C 等效累积作用时长，依靠单一量化数值定量表征整体热损伤程度，广泛应用于热疗仿真及临床热损伤评估^[40]计算公式及计算规则参考现有研究^[41,42]，具体表达式如下：

$$CEM43 = \int_0^t R(T) dt \quad (14)$$

$$R(T) = \begin{cases} 0.5^{(43-T)}, & T > 43^\circ C \\ 0.25^{(43-T)}, & T \leq 43^\circ C \end{cases} \quad (15)$$

其中，t 为组织暴露时间，T 为组织温度，而 R(T) 为温度权重因子。在物理规则层面上，当 $T > 43^\circ C$ ，温度每升高 1 °C，热损伤反应速率翻倍。 $T \leq 43^\circ C$ ，温度每降低 1 °C，热损伤反应速率衰减为原有 1/4。参照通用分级准则划分损伤等级：2 min $\leq$ CEM43 < 10 min 判断为可逆损伤；10 min $\leq$ CEM43 < 60 min 判断为不可逆损伤。

然后，引入 Batchu^[43]提出的 55 °C 胶质瘤临界热损伤温度阈值。该判定方式依托温度场分布可直接划定不可逆消融区域，便于热消融范围直观判定。依托该温度阈值，可快速根据全域温度分布判定胶质瘤组织是否发生不可逆热损伤。为对比三种评价标准下热损伤评估结果差异，验证评价体系可靠性，本研究固定激光功率为 1.2 W，其余仿真参数保持不变，设置 15 s、30 s、45 s、60 s 四组激光辐照时长，定量统计不同作用时长下，三种评价标准对应的胶质瘤不可逆热损伤深度。图 4 展示不同辐照时长下温度场动态变化特征，表 4 汇总各组评价标准所得不可逆损伤深度数据，其中，Arrhenius 热损伤积分模型在各时间点结果可靠且增幅变化平稳。因此，本研究采用 Arrhenius 热损伤积分模型作为损伤评估标

准。

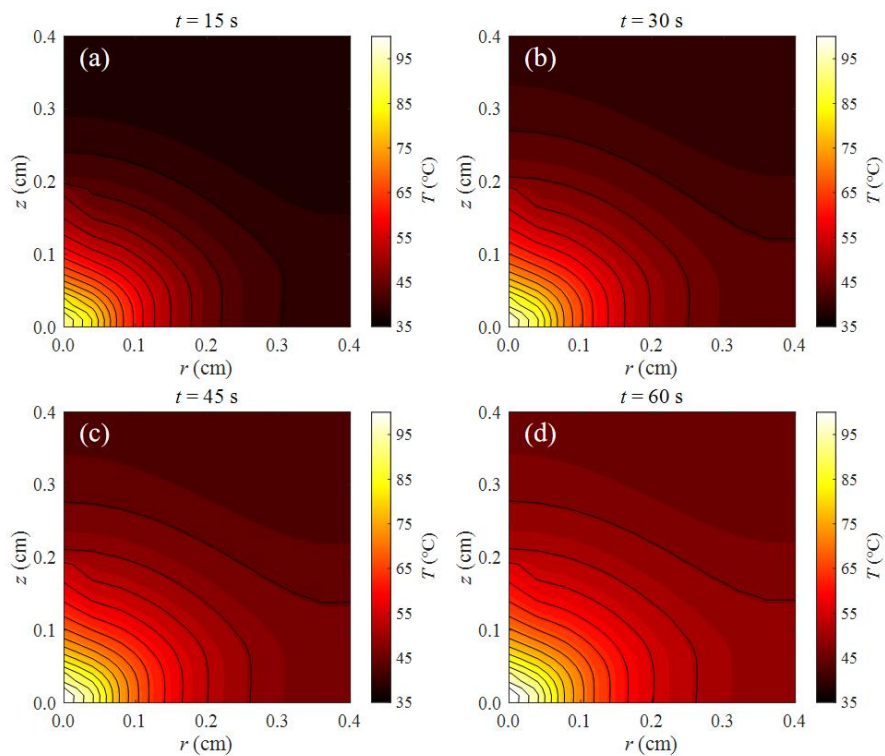


图 3 1.6 W 下不同时刻胶质瘤组织温度演化图 (a) 15 s；(b) 30 s；(c) 45 s；(d) 60 s。

Fig.3 Evolution of glioma tissue temperature at 1.6 W at different time: (a) 15 s; (b) 30 s; (c) 45 s; (d) 60 s.

表 2 1.2 W 激光作用 30 s 不同深度温度对比

Table 2. 1.2 W laser exposure for 30 s at different depths of temperature

深度(mm)	0	0.5	1	1.5	2	2.5	3
实验值(°C)	83.82	72.19	61.53	53.11	47.03	43.56	41.30
仿真值(°C)	83.99	72.96	59.51	52.24	45.07	42.55	41.05
温度差(°C)	0.17	0.77	2.02	0.87	1.96	1.01	0.25

表 3 1.2 W 激光作用 60 s 不同深度温度对比

Table 3. 1.2 W laser exposure for 60 s at different depths of temperature

深度(mm)	0	0.5	1	1.5	2	2.5	3
实验值(°C)	87.7	76.12	65.42	56.85	50.52	46.71	44.08
仿真值(°C)	88.85	77.80	64.29	56.92	49.63	46.99	45.40
温度差(°C)	1.15	1.68	1.13	0.07	0.86	0.28	1.32

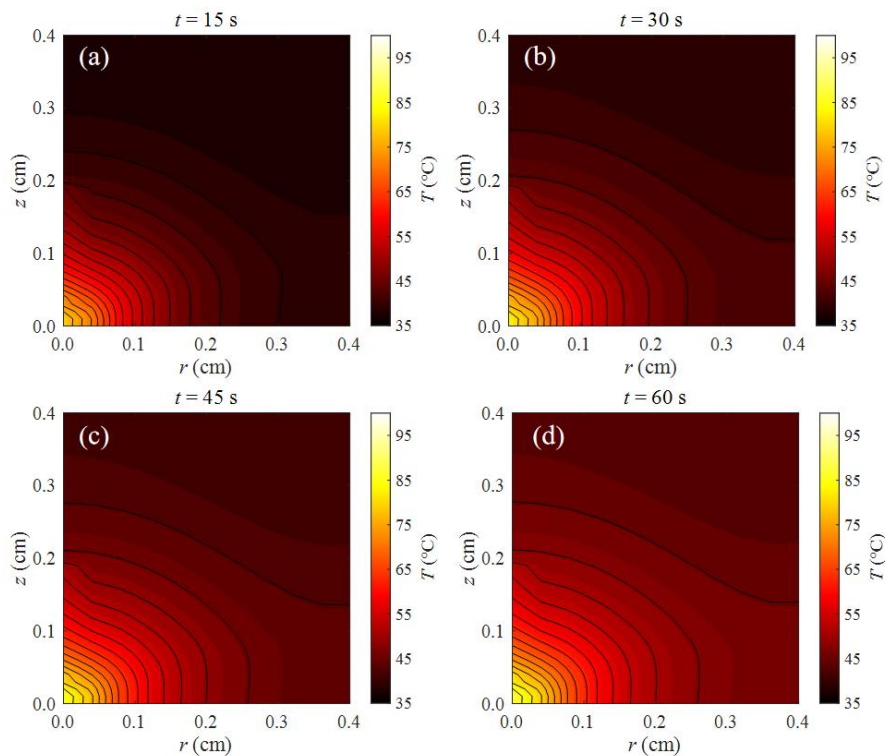


图 4 1.2 W 下不同时刻胶质瘤组织温度演化图 (a) 15 s; (b) 30 s; (c) 45 s; (d) 60 s.

Fig.4 Evolution of glioma tissue temperature at 1.2 W at different time: (a) 15 s; (b) 30 s; (c) 45 s; (d) 60 s.

表 4 各评价标准对比

Table 4. Comparison of various evaluation criteria

持续时间(s)	15	30	45	60
Arrhenius 评定(mm)	0.7	0.9	1.1	1.2
CEM43 评定(mm)	1.0	1.3	1.5	2.0
临界阈值评定(mm)	1.0	1.2	1.4	1.6

4.2 参数控制对热损伤效果的影响

为揭示激光诱导胶质瘤热损伤的调控机制,明确关键参数对热损伤程度的影响规律,本文以激光功率、组织代谢产热率、血液灌注率及环境温度为变量,通过控制变量法进行参数化分析。表 5 为各参数取值范围。

表 5 热损伤控制参数设置范围

Table 5. Range of heat damage control parameters setting

参数	下限	上限	单位
激光功率	0.8	2.8	W

组织代谢产热	3×10^3	2.8×10^4	W/m ³
血液灌注率	6×10^3	3.6×10^4	ml/(m ³ · s)
环境温度	22	37	°C

首先分析激光功率对温度场及热损伤的影响，模拟功率区间为 0.8~2.8 W。

由图 5(a)可见，在激光辐照下，组织温度随深度增加整体呈递减趋势，深部区域温度逐渐趋近于动脉血液温度。这是因为激光能量主要在组织表层被吸收并转化为热能，形成近表面强热源区。热量通过热传导向深层传递，同时受到血液灌注与对流散热作用，因此温度由表及里逐步降低。在相同辐照时间下，组织最大热损伤深度随激光功率的增大而增加，表明激光功率越高，单位时间沉积于组织的能量越多，组织受到的热损伤程度越严重。由图 5(b)可见，组织后表面温度随激光功率增大而升高。激光功率提升使表面热源强度增强，更多热量通过热传导传递至深层组织，后表面热量持续累积，从而表现出更高的稳态温度。由图 5(c)可见，组织前表面直接吸收激光能量，其温度同样随激光功率增大而显著提高。前表面温度直接反映热源输入强度，功率越高，单位时间内吸收的光能越多，温升速率越快，所能达到的峰值温度也越高。

将血液灌注率由 6×10^3 ml/(m³.s)提升至 3.6×10^4 ml/(m³.s)，由图 5(d)可见，当组织中的血液灌注率增大时，温度沿组织深度方向均呈递减分布。但相较于激光功率改变所引起的温度梯度变化，血液灌注率对温度梯度的影响相对缓和。组织最高温度仍出现在组织前表面，且前表面峰值温度随血液灌注率增大而逐渐降低。这是因为提升增强了组织内部的对流散热效应，流动的血液持续带走局部热量，尤其在表层组织中冷却作用更为显著，从而降低了表面温度并减缓了温度沿深度的下降速率。同时，相同激光照射时间下最大热损伤深度随血液灌注率增大而减小，这一趋势与激光功率增大时的变化规律恰好相反。这是因为血液灌注率的提

升降低了组织峰值温度，缩短了高温持续时间，抑制了热量向深层组织的累积与传导，从而限制了热损伤区域的扩展。从图 5(e)可见，组织后表面温度随照射时间整体呈上升趋势，但随着血液灌注率不断增大，后表面所能达到的峰值温度逐渐减小。这是因为血液灌注带来的冷却效应不仅作用于表层，同时削弱了热量向深层传递的效率，减少了深层组织的热量累积，使得后表面温度上升速率变慢、峰值降低，组织的热损伤程度也相应减弱。图 5(f)的前表面温度变化规律与后表面一致，随着血液灌注率增大，前表面峰值温度持续下降。表层散热效应增强，抵消了部分激光输入的热量，导致表面峰值温度降低，进一步减少了向深层传递的热量。

由于组织代谢产热与环境温度对温度分布和损伤深度影响较弱，此处仅做简单讨论，将组织代谢产热由 $3 \times 10^3 \text{ W/m}^3$ 增大至 $2.8 \times 10^4 \text{ W/m}^3$ ，前表面温度、后表面温度以及沿组织深度的温度分布曲线均基本重合，表明其对组织热响应的影响微弱；最大热损伤深度虽略有上升，但变化幅度仅为 0.01 mm ，这是因为组织代谢产热的热输入量级远小于激光热源，在强热源主导的传热过程中其贡献被掩盖。当环境温度从 22°C 增加到 37°C 时，前、后表面温度及组织深度方向的温度分布变化趋势与激光功率增大时一致，表面温度略有上升但变化幅度微弱，曲线基本重合；最大热损伤深度呈微弱上升趋势，变化幅度较小。这是因为环境温度升高减小了组织表面与环境间的温差，降低了表面散热强度，使表层出现轻微热量累积，从而导致表面温度小幅上升。由于环境温度的变化幅度有限，其对表面散热的削弱作用远小于激光功率改变带来的热输入改变，因此温度曲线几乎重合；最大热损伤深度的微弱上升，源于表面散热减少导致少量额外热量向深层传递，但这部分热量不足以使深层组织温度显著上升达到损伤阈值，因此损伤深度的变

化幅度极小。

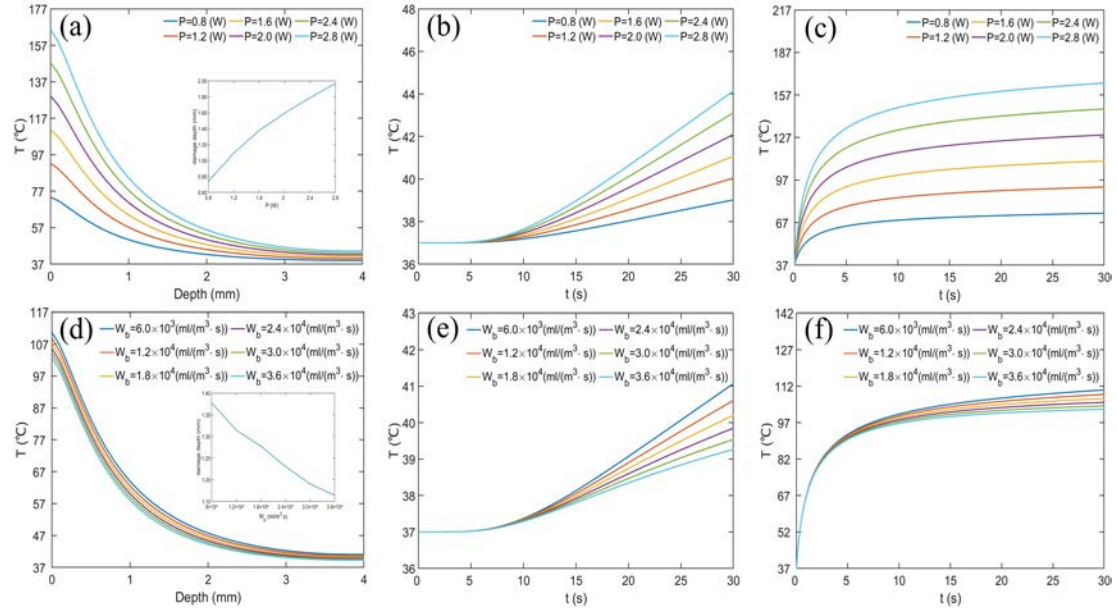


图 5 热传导效应下的胶质瘤组织温度与损伤深度演化图 (a)不同功率下随深度变化的温度与损伤深度图；(b)不同功率下后表面温度与时间关系图；(c)不同功率下前表面温度与时间关系图；(d)不同血液灌注率下随深度变化的温度与损伤深度图；(e)不同血液灌注率下后表面温度与时间关系图；(f)不同血液灌注率下前表面温度与时间关系图

Fig.5 Evolution of glioma tissue temperature and injury depth under heat conduction:

- (a)Temperature and damage depth diagrams varying with depth under different power levels;
- (b)Temporal evolution of rear surface temperature under varying power levels; (c)Temporal evolution of rear surface temperature under varying power levels;
- (d)Temperature and injury depth maps varying with depth under different blood perfusion rates; (e)Temporal evolution of rear surface temperature under varying blood perfusion rates; (f)Temporal evolution of rear surface temperature under varying blood perfusion rates.

4.3 预测与寻优

在实施 EL 前，通过改变激光功率、血液灌注率、初始环境温度、激光作用时间构建了 1600 组数据的样本集，各参数取值范围如表 6 所示。由于组织代谢产热远小于激光辐照产热，其对温度场的影响可忽略不计，因此本研究暂不考虑代谢热效应。将样本集被划分为 1300 组训练集、150 组验证集和 150 组测试集，

首先采用 BPNN、RF、ELM、RBF、SVM、Elman 及 CNN 共 7 种单一算法分别对组织热损伤深度进行预测，对比各算法的预测精度与泛化性能，剔除存在明显系统性偏差的模型，保留误差在可控范围内的算法进行集成学习，以保证模型训练与验证的有效性。

表 6 样本集参数设置范围

Table 6. Parameter setting range of the sample set

参数	下限	上限	单位
输出功率	0.8	2	W
激光作用时间	0	60	s
血液灌注率	6×10^3	1.5×10^4	ml/(m ³ .s)
环境温度	25	32	°C

为了全面对比 BPNN、RF、ELM、RBF、SVM、Elman 和 CNN 七种算法在热损伤深度预测中的表现，本文采用 RMSE、MAE 作为评价指标，两指标数值越小表明模型预测精度越高。具体两个指标计算公式如(16)所示：

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |A_{ir} - A_i| \quad RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (A_{ir} - A_i)^2} \quad (16)$$

式中， A_i 为模型的预测值， A_{ir} 为真实值。这些指标会帮助我们评估集成算法的性能。如表 7 所示，我们对比了七种单个算法与 EL 的参数设置、误差与训练时间。同时为验证结果的稳定性，我们在随机划分的数据集上进行了 30 次重复实验。结果表明，各算法在 30 次实验中的平均误差趋势与表 7 中单次实验结果高度一致。其中，CNN 与 RBF 模型的平均误差（MAE/RMSE）及标准差均显著高于 BP、Elman、ELM、RF、SVM 等其他模型，其中 ELM 与 Elman 的单次误差和 30 次均值偏差最小（MAE 偏差仅 0.000001，RMSE 偏差仅 0.000003）。而 CNN、RBF 的偏差最大（MAE 偏差达 0.001122、RMSE 偏差达 0.003203），表明其拟合能力与稳定性相对较弱。进一步对各模型 30 次重复实验的 MAE 与

RMSE 结果进行独立样本 t 检验，结果显示 CNN、RBF 与其他五种算法之间的误差差异均具有显著统计学意义（ $p<0.001$ ），从而证实了 CNN 与 RBF 在本研究损伤深度预测任务中的性能劣势。

表 7 多种算法参数设置，误差，训练时间对比

Table 7. Comparison of multiple algorithm parameter settings, errors, and training times

Algorithm	parameter setting	MAE	RMSE	Training Time(s)
BP	Number of hidden nodes :10 activation function:Sigmoid	0.002819	0.008082	2.23
CNN	Input layer size: [4, 1, 1] Convolution kernel size :[3, 1]	0.008268	0.103207	46.45
Elman	Network: [1:2,10]	0.003028	0.003760	14.57
ELM	Number of hidden nodes :50 function :Sigmoid	0.002683	0.003137	0.10
RBF	Radial basis function expansion speed: 1	0.044842	0.010241	2.74
RF	Number of decision trees: 100 Minimum number of leaves: 5	0.006292	0.001687	3.08
SVM	penalty factor:4 nuclear parameter :0.8	0.000598	0.003257	1.23
EL	-	0.000504	0.000583	21.21

为进行直观对比，将算法的 MAE 与 RMSE 进行归一化处理，由图 6(a)可见 RBF 算法的 MAE 与 CNN 算法的 RMSE 对比于其它算法偏大，说明其对于热损伤深度预测存在显著的系统性偏差。而 EL 的 MAE 和 RMSE 分别为 0.000504 与 0.000583，归一化后趋近于 0。这表明 EL 模型对热损伤深度预测具有优异的预测精度和鲁棒性。随后淘汰存在较大系统性偏差的 RBF 和 CNN 算法，利用剩余的 5 种算法再进行集成，各个算法所占权重如图 6(b)可知，权重计算公式如(8)与(9)所示，其中 SVM 算法所占权重最大，这与图 6(a)中 SVM 算法的 MAE 与 RMSE 最小相匹配。权重最小的是 RF 算法，与图 6(a)中 RF 算法的 MAE 为 0.13054 相吻合。

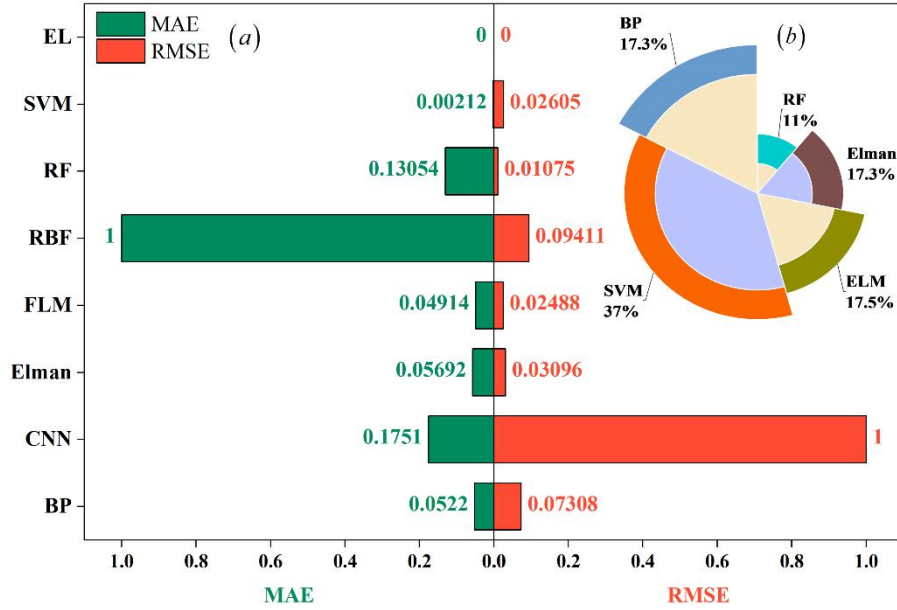


图 6 (a)7 种基础算法的归一化误差对比; (b)筛选后的 EL 模型中各算法的权重分布
Fig.6 (a)Comparison of Normalized Errors of 7 Basic Algorithms; (b)The weight distribution of each algorithm in the filtered EL model.

为证明加权集成策略的优越性,在同等数据集的训练测试样本划分条件下,本文完成三类集成模型对比试验,结果详见图 7 及表 8。实验中各主流模型均采用网格寻优确定最优超参数:极端梯度提升(eXtreme Gradient Boosting, XGBoost)设置决策树数量 1000、树深度 5、学习率 0.01;最小叶子节点样本数设置为 5。轻量梯度提升机(Light Gradient Boosting Machine, LightGBM)设置决策树数量 1700、树深度 10、学习率 0.01、特征采样比例 0.8;最小叶子节点样本数设置为 20。对比结果如下:三种集成模型均可完成目标变量有效拟合,但预测性能存在明显差距。本文加权集成 EL 模型如图 7(d)所示,决定系数 $R^2=0.9998$,拟合关系式 $y=1.001x-0.0001$,拟合斜率趋近于 1、截距趋近于 0,预测值与真实值高度贴合,整体系统误差极低,预测精度与稳定性最优。XGBoost 模型如图 7(e)所示,决定系数 $R^2=0.9904$,拟合关系式 $y=0.971x+0.0028$,整体拟合效果较好,但对高值样本存在轻微低估现象。LightGBM 模型如图 7(f)所示,决定系数 $R^2=0.9901$,

拟合关系式 $y=0.958x+0.0041$ ，拟合斜率偏差更大，部分样本离散程度较高，整体预测误差偏高。

由表 8 可知，相较于 XGBoost、LightGBM，本文 EL 模型运算耗时略有增加，但各项误差指标均显著更低。究其原因，XGBoost 与 LightGBM 均为单一梯度提升框架集成方式，模型权重更新依赖固定损失梯度，易出现局部拟合偏差；而本文采用多模型加权融合集成策略，能够兼顾不同基模型的特征挖掘优势，弱化单一框架带来的系统性偏差，提升整体泛化能力。综上，在本研究预测场景下，本文所提出的加权集成策略相较 XGBoost、LightGBM 具备更为优异的预测性能，能够体现所提集成方案的有效性与优越性。

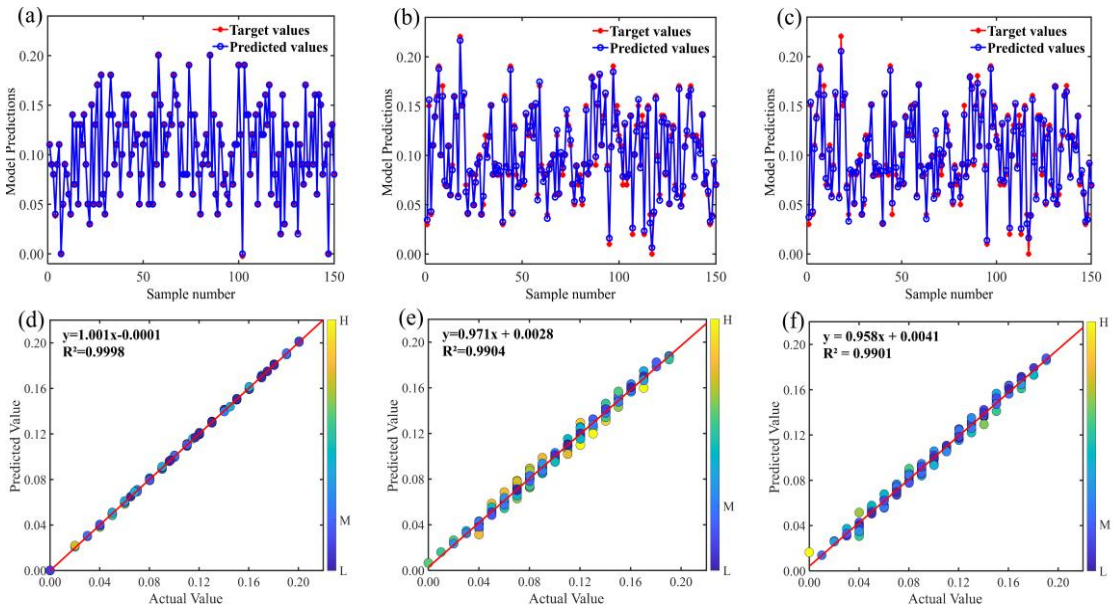


图 7 (a) EL 训练图；(b) XGBoost 训练图；(c) LightGBM 训练图；(d) EL 回归分析图；(e) XGBoost 回归分析图；(f) LightGBM 回归分析图

Fig.7 (a) EL training diagram; (b) XGBoost training graph; (c) LightGBM training graph; (d) EL regression analysis graph; (e) XGBoost regression analysis graph; (f) LightGBM regression analysis graph.

表 8 各集成算法参数设置与误差对比

Table 8. Parameter settings of each integrated algorithm and error comparison

Algorithm	parameter setting	MAE	RMSE	Training Time(s)
XGBoost	decision trees:1000;tree	0.003434	0.004330	4.97
	depth:5;learning			
	rate:0.01;MinLeafSize:5;			
LightGBM	decision trees:1700;tree	0.003623	0.004534	6.28
	depth:10;learning			
	rate:0.01;MinLeafSize:20;feature			
EL	sampling ratio:0.8;	0.000504	0.000583	21.21
	-			

将集成好的 EL 网络与 SDO 算法结合,得到关于最大损伤深度的 EL-SDO 协同寻优模型。为验证 EL-SDO 的独特优势,进行 EL-SDO 与主流元启发式优化算法开展横向对比实验,选取遗传算法(Genetic Algorithm, GA)、差分进化算法(Differential Evolution, DE)、粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)、灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)和海市蜃楼算法(Fata Mirage Algorithm, FATA),与本文 EL-SDO 算法进行多物理场参数协同反演性能对比。所有训练在搭载 AMD Ryzen 7 7730U with Radeon Graphics 的计算平台上完成,为确保公平性,所有算法的种群个体数设为 5,迭代次数设为 20。其迭代收敛过程如图 8 所示,定量性能对比结果见表 9。

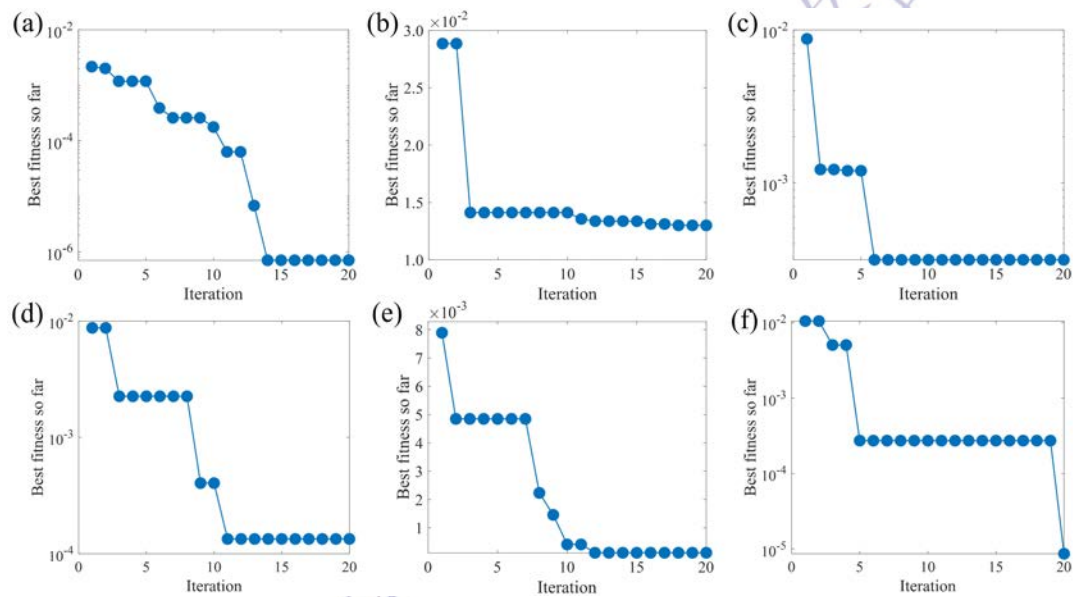


图 8 (a) EL-SDO 迭代图; (b) GA 迭代图; (c) FATA 迭代图; (d) GWO 迭代图; (e) DE 迭代

图：(f) PSO 迭代图

Fig.8 (a) EL-SDO Iterative Diagram; (b) GA Iterative Diagram; (c) FATA Iterative Diagram; (d) GWO Iterative Diagram; (e) DE Iterative Diagram; (f) PSO Iterative Diagram.

表 9 各优化算法反演参数与误差对比

Table 9. Comparison of inversion parameters and errors for various optimization algorithms

Algorithm	$P(W)$	$t(s)$	$W_b[ml/(m^3s)]$	$T(^{\circ}C)$	Fitness value	Actual damage depth(mm)	Inverted damage depth(mm)	Depth error(mm)
PSO	2.30	21.98	1.84×10^4	27.8	8.62×10^{-6}	1.4	1.4	0
GWO	2.05	48.62	2.35×10^4	22.1	1.34×10^{-4}	1.4	1.5	0.1
DE	2.13	24.51	9.42×10^3	33.7	1.19×10^{-4}	1.4	1.3	0.1
FATA	2.72	24.03	1.69×10^4	37.2	3.12×10^{-4}	1.4	1.5	0.1
GA	2.21	19.19	1.34×10^4	30.5	1.30×10^{-2}	1.4	1.2	0.2
EL-SDO	1.85	37.86	1.09×10^4	32.9	7.05×10^{-7}	1.4	1.4	0

本文以热损伤深度预测值与目标值之间的绝对误差最小化为优化目标，将适应度函数定义为 $A=abs(a-b)$ ，其中 a 为目标损伤深度， b 为模型预测损伤深度。

在迭代过程中，算法以最小化绝对误差为目标进行寻优，从而搜索到实现目标热损伤深度的最优参数组合。针对多组随机设定的目标损伤深度开展寻优实验，结果表明：EL-SDO 协同寻优模型在所有任务中的最大预测误差均不超过 0.1 mm，并且明显在收敛精度与速度优于其它算法。综合图 8 与表 9 可知，当目标损伤深度为 1.4 mm 时，EL-SDO 算法的适应度值下降速度最快，在第 15 次迭代即收敛至最优值 7.05×10^{-7} ，收敛后结果稳定无震荡。其反演得到的激光功率 $P=1.85$ W、作用时间 $t=37.86$ s、血液灌注率 $W_b=1.09 \times 10^4$ ml/(m³s) 以及环境温度 $T=32.9$ °C，在仿真精度范围内对应的损伤深度与实际值完全一致，误差趋近于 0，展现出最优的多参数协同反演精度与收敛稳定性。PSO 算法虽然在本组实验中，损伤深度误差趋近于 0，但 PSO 算法收敛迭代次数更多，存在多组不同目标损伤深度下参数反演结果波动较大、全局寻优稳定性较差的问题。GA、FATA、GWO 与 DE 算法整体收敛速度滞后于 EL-SDO，且在激光功率、作用时间、血液灌注率及温

度等参数的反演中均存在偏差，其中 GA 损伤深度误差为 0.2 mm，FATA、GWO 与 DE 算法损伤深度误差为 0.1 mm。运行效率测试结果显示，EL-SDO 协同寻优模型单次寻优耗时约 24 s；对比算法中，GA、PSO、GWO、FATA、DE 的单次寻优耗时分别为 4 s、4.1 s、3.5 s、3 s、4.2 s。这主要是由于 EL 网络的结合显著提升了预测精度，但同时也增加了模型前向推理耗时，使得整体寻优时间变长。但其全局寻优精度更高、收敛稳定性更强，能够更可靠地逼近全局最优解。综合对比能够得出：相较于现有主流元启发式优化算法，EL-SDO 依托自身搜索策略优化机制，具备更快收敛速度、更强全局寻优能力以及更优异的多参数同步求解稳定性，在本研究多物理场参数协同反演问题中具备明确性能优势。随后将本组反演参数代入生物传热方程，得到如图 9 所示的胶质瘤组织温度场演化过程。

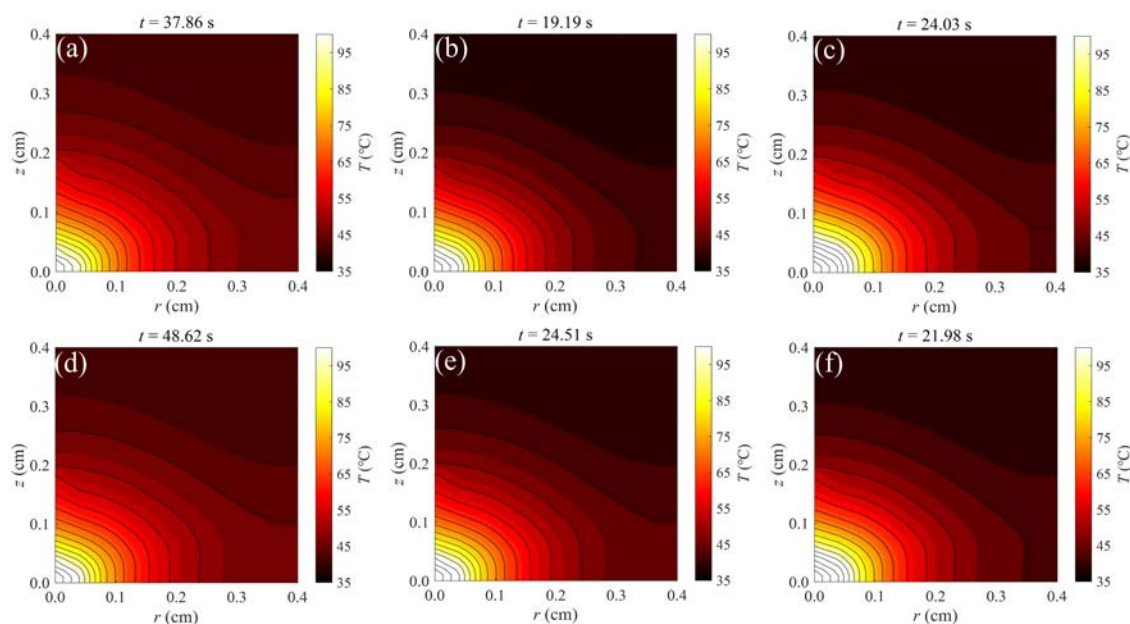


图 9 特定损伤深度下的胶质瘤组织温度反演图 (a)EL-SDO 反演图; (b)GA 反演图; (c)FATA 反演图; (d)GWO 反演图; (e)DE 反演图; (f)PSO 反演图

Fig.9 Inverse temperature map of glioma tissue under a specific injury depth: (a)EL-SDO inversion diagram; (b)GA inversion diagram; (c)FATA inversion diagram; (d)GWO inversion diagram; (e)DE inversion diagram; (f)PSO inversion diagram.

5 结 论

本文采用有限差分法对 Pennes 生物传热方程进行数值求解，并结合 Arrhenius 热损伤积分方程进行组织热损伤定量评价，探究了热力学参数和激光参数对胶质瘤组织热损伤的作用规律及影响程度。结果表明，脉冲激光功率与血液灌注率是影响胶质瘤组织热响应的主导因素。激光功率的提升可显著升高组织温度并扩大热损伤区域；而血液灌注率的增大则通过对流冷却效应降低局部温升、抑制损伤深度的扩展。相比之下，代谢产热和环境温度对组织温度场分布的影响相对较小。在预测模型对比方面，对 BPNN、RF、ELM、RBF、SVM、Elman 及 CNN 七种算法的预测精度进行误差对比分析，发现 RBF 算法的 MAE 为 0.044842，CNN 算法的 RMSE 为 0.103207，显著高于其它算法。所构建的 EL 模型精度显著优于各单一算法，且 MAE 和 RMSE 分别为 0.000504 与 0.000583，同时在 R^2 上优于 XGBoost 的 0.9904 与 LightGBM 的 0.9901，表现出优异的预测精度与鲁棒性。在此基础上，EL-SDO 协同优化模型对随机设定的损伤深度进行参数反演，最大误差不超 0.1 mm，在收敛精度、速度与全局稳定性优于 PSO、GA、FATA、GWO 与 DE 算法。虽然 EL-SDO 单次寻优耗时略长于其它算法，但其在优化精度、全局寻优能力及收敛稳定性上均更具优势。本文提出的 EL-SDO 协同优化模型可为激光热疗最佳参数组合（激光功率、作用时间、血液灌注率以及环境温度）的确定提供一种有效新方法。

参考文献

- [1] Tiwari R, Singhal A, Kumar R, Kumar P, Ghangas S 2023 *Theory Biosci.* **142** 275
- [2] Kumar P, Kumar D, Rai K N 2015 *J. Therm. Biol.* **49** 98

- [3] Pennes H H 1998 *J. Appl. Physiol.* **85** 5
- [4] Yue K, Zhang X X, Yu F 2004 *J. Therm. Sci.* **13** 255
- [5] Giordano M A, Gutierrez G, Rinaldi C 2010 *Int. J. Hyperthermia* **26** 475
- [6] Gupta P K, Singh J, Rai K N, Rai S K 2013 *Appl. Math. Comput.* **219** 6882
- [7] Wang H Y, Burgei W A, Zhou H 2020 *Open Phys.* **18** 1084
- [8] Cui Z J, Chen G D, Zhang R 2014 *Adv. Mater. Res.* **1049** 1471
- [9] Bojdi Z K, Hemmat A A 2017 *Optik* **130** 345
- [10] Zhao J J, Zhang J, Kang N, Yang F Q 2005 *Appl. Math. Comput.* **171** 320
- [11] Luitel K, Gurung D B, Khanal H, Uprety K N 2021 *Math. Probl. Eng.* **2021** 6639550
- [12] Shih T C, Yuan P, Lin W L, Kou H S 2007 *Med. Eng. Phys.* **29** 946
- [13] Hosseini M, Heydari M H, Roohi R, Avazzadeh Z 2019 *J. Comput. Phys.* **395** 1
- [14] Roohi R, Heydari M H, Avazzadeh Z 2021 *Results Phys.* **23** 103992
- [15] Ostadhossein R, Hoseinzadeh S 2022 *J. Therm. Anal. Calorim.* **147** 12739
- [16] El-Nabulsi R A, Anukool W 2023 *Acta Mech.* **234** 3869
- [17] Megahid S F, Abouelregal A E, Sedighi H M 2024 *Mech. Time-Depend. Mater.* **28** 1441
- [18] Hosseini S M, Amiri M, Najarian S, Dargahi J 2007 *Int. J. Med. Robot.* **3** 235
- [19] Paruch M 2018 *Int. J. Therm. Sci.* **130** 507
- [20] Loiola B R, Orlande H R B, Dulikravich G S 2020 *Int. J. Therm. Sci.* **151** 106243

- [21] Ye F L, Shi D W, Xu C, Li K Y, Lin M Y, Shi G L 2024 *Sci. Rep.* **14** 1
- [22] Ye F L, Shi D W, Xu C, Li K Y, Lin M Y, Shi G L 2024 *Heliyon*. **10** e36983
- [23] Sun S C, Ji Y L, Chang Z H, Wang G J, Chen H 2023 *Numer. Heat Transfer, Part A* **83** 558
- [24] Zheng J L, Li F, Huang H M 2024 *Int. J. Heat Mass Transfer* **235** 126216
- [25] Li Y X, Liu W H, Ren J W, Cui M, Zhang Z C, Nikolaitchik M A 2025 *Int. J. Heat Mass Transfer* **252** 127515
- [26] Rezaei F, Dai W Z, Davani S, Bora A 2025 *Int. J. Heat Mass Transfer* **245** 126980
- [27] Wissler E H 1998 *J. Appl. Physiol.* **85** 35
- [28] Tang W J, Liu Y W, Zhang H, Wang C X 2003 *Thermochim. Acta* **408** 39
- [29] Fahrenholtz S J, Moon T Y, Franco M, Medina D, Danish S, Gaonkar A, Shetty A, Mael F, Hazle J D, Stafford R J, Warburton T, Fuentes D 2015 *Int. J. Hyperthermia* **31** 705
- [30] Welch A J, van Gemert M J C 2011 *Optical-thermal response of laser-irradiated tissue* (New York: Springer) **p487**
- [31] Jiang S C, Zhang X X 2005 *Lasers Med. Sci.* **20** 122
- [32] Wright N T 2003 *J. Biomech. Eng.* **125** 300
- [33] Mienye I D, Sun Y 2022 *IEEE Access* **10** 99129
- [34] Han X, Feng Z, Huang Z T, Li J, Yan X, Xia Y, Zhang Y J, Zhang H Y, Xia C 2025 *Appl. Opt.* **64** 9072
- [35] Hu G, Cheng M, Houssein E H, Hussien A G, Abualigah L 2024 *Adv. Eng.*

Inform. **62** 102783

- [36] Bao M F 2012 *M. S. Thesis* (Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics) (in Chinese) [包美芳 2012 硕士学位论文(南京: 南京航空航天大学)]
- [37] Keefe D W, Christianson D T, Davis G W, Oya H, Howard M A, Petkov C I, Toor F 2024 *Curr. Res. Neurobiol.* **7** 100139
- [38] Cao P, Shi D, Li D S, Zhu Z L, Zhu J M, Zhang J M, Bai R L 2023 *Front. Neurol.* **14** 1237394
- [39] Rademacher A F, Fadel H A, Pawloski J A, Ma M, Nkongchu K N, Lee I Y, Ali A Y 2025 *Am. J. Neuroradiol.* **46** 666
- [40] Yarmolenko P S, Moon E J, Landon C, Manzoora A, Hochman D W, Viglianti B L, Dewhirst M W 2011 *Int. J. Hyperthermia* **27** 320
- [41] Sapareto S A, Dewey W C 1984 *Int. J. Radiat. Oncol. Biol. Phys.* **10** 787
- [42] Krivosheya D, Borghei-Razavi H, Barnett G H, Mohammadi A M 2018 *Laser Interstitial Thermal Therapy in Glioblastoma* (London: IntechOpen) Chapter 9
- [43] Mathematical Modeling of Laser Interstitial Thermal Therapy in Glioblastoma, Batchu S [https://www.researchgate.net/\[2026-5-28\]](https://www.researchgate.net/[2026-5-28])

Inversion of thermal damage parameters of glioma tissue using ensemble learning and sled dog optimization algorithm*

FENG Zheng¹⁾ LI Jun¹⁾ MA Baoke¹⁾ FENG Song¹⁾²⁾³⁾ FANG Qing⁴⁾ ZHANG Haiyang¹⁾²⁾³⁾

ZHANG Yunjie¹⁾²⁾³⁾ YAN Xiang'an¹⁾²⁾³⁾ HAN Xiaoxiang¹⁾²⁾³⁾†

1) (School of Science, Xi'an Polytechnic University, Xi 'an 710048, China)

2) (Engineering Research Center of Flexible Radiation Protection Technology, Universities of Shaanxi Province, Xi 'an 710048, China)

3) (Xi'an Key Laboratory of Nuclear Protection Textile Equipment Technology, Xi 'an 710048, China)

4) (College of Science, Kunming University of Science and Technology, Kunming, 650500, China)

Abstract

Laser thermotherapy possesses precise and high-efficiency advantages for malignant tumor ablation. Accurate prediction of tissue thermal damage ranges and optimal selection of therapeutic parameters are core scientific challenges restricting the clinical popularization of thermal therapy. Taking rat subcutaneous glioma xenografts

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China(Grant Nos. U2330109, 62405239, 61805212),the Innovation Capability Support Program of Shaanxi Province, China(Grant No. 2025QCY-KXJ-041),and the Science and Technology Program of Jiangsu Province, China (Grant No. FZ20240945),and the Basic Research Program of Yunnan Province, China(Grant No. 202501AS070048).

† Corresponding author.E-mail: hanxiaoxiang@xpu.edu.cn
The first author.E-mail: feng_zheng2025@163.com

as the research subject, this study numerically solves the Pennes bioheat transfer equation via the finite difference method and quantitatively assesses tissue thermal damage based on the Arrhenius thermal damage integral model. The influences of thermophysical and laser parameters on the formation mechanism and spatial distribution characteristics of tumor thermal damage are systematically investigated. On this basis, seven representative machine learning algorithms are comprehensively compared in terms of prediction accuracy and applicability, and an ensemble learning (EL) model with controllable prediction errors is further established. The results demonstrate that the proposed EL model outperforms all single baseline algorithms in generalization ability and robustness, with a mean absolute error (MAE) of 0.000504 and a root mean square error (RMSE) of 0.000583, exhibiting substantially superior prediction accuracy. Compared with two mainstream ensemble frameworks, extreme gradient boosting (XGBoost) and light gradient boosting machine (LightGBM), the developed EL model achieves an outstanding fitting performance with a coefficient of determination (R^2) up to 0.9998. Furthermore, an EL-based parameter inversion framework integrated with the sled dog optimization (SDO) algorithm is constructed for thermal damage optimization. With the preset tumor thermal damage depth defined as the constraint condition, comparative experiments are conducted against genetic algorithm (GA), Fata Morgana algorithm (FATA), gray wolf optimizer (GWO), differential evolution (DE), and particle swarm optimization (PSO). The validation results reveal that the hybrid EL-SDO collaborative optimization model can stably obtain the optimal key parameters for laser thermotherapy (including laser power and

irradiation time), with the maximum parameter inversion error limited within 0.1 mm for arbitrary target thermal damage depths. This work provides a robust theoretical foundation and technical reference for individualized and intelligent treatment planning of clinical laser thermotherapy.

Keywords: Laser ablation, Organ thermal injury, Ensemble learning, Parameter inversion

录用稿件，非最终出版稿