DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.8.200 **中图分类号**：TM724 **文献标志码**：A

基于数据驱动的激光无线能量传输效率在线预测方法

孙梁榕[1]，白云峰[1,2]，康劲松[3](中国电源学会高级会员)
(1.同济大学电子与信息工程学院，上海 201804；2.上海航天电子有限公司，上海 201821；
3.同济大学交通学院，上海 201804)

摘要：激光无线能量传输LWPT(laser wireless power transmission)技术具有远距离、高定向性和高功率密度等优势，在无人机UAV(unmanned aerial vehicle)供能等领域应用前景广阔。然而，大气散射、吸收与湍流等环境扰动使介质传输状态呈现强非线性与时变特性，而传统机理模型依赖环境参数，难以支持在线感知。为此，提出一种特征自适应增强型全连接神经网络FAENN(feature-attention enhancement neural network)，利用激光器电流与光伏电流等易测电气量，实现对传输效率的高精度在线预测。融合逐维特征门控与残差连接，兼顾建模能力与训练稳定性。实验表明，模型在测试集上决定系数R^2达0.995 54，显著优于线性回归、支持向量回归及前馈神经网络；在6 m激光传能平台上，辐照功率密度预测平均绝对误差仅为0.036 kW/m^2。所提方法无需大气介质传感器，具备高精度、低延迟与强泛化能力，可为智能激光供能系统提供可靠状态感知支撑。

关键词：激光无线能量传输；介质传输效率；数据驱动；通道注意力机制；反向传播神经网络

Data-driven Online Prediction Method for Transmission Efficiency in Laser Wireless Power Transmission

SUN Liangrong[1], BAI Yunfeng[1,2], KANG Jinsong[3], *Senior Member*, *CPSS*
(1. College of Electronic and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. Shanghai Aerospace Electronics Co., Ltd., Shanghai 201821, China; 3. College of Transportation, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: The laser wireless power transmission (LWPT) technology offers advantages such as long-range capability, high directivity and high power density, showing great application promise in the fields such as unmanned aerial vehicle (UAV) charging. However, the environmental disturbances including atmospheric scattering, absorption and turbulence induce strong nonlinearity and time-varying characteristics in a medium transmission state. The conventional mechanism models rely on environmental parameters, so they are unsuitable for online awareness. To solve this problem, a feature-attention enhancement neural network (FAENN) is proposed, which enables high-accuracy online prediction of transmission efficiency by only using easily measurable electrical signals such as laser diode current and photovoltaic current. The architecture integrates feature-wise gating with residual connections to balance the modeling capacity and training stability. Experimental results show that this model achieves an R^2 of 0.995 54 on the test set, significantly outperforming the linear regression, support vector regression and feedforward neural network. On a 6-m LWPT experimental platform, a mean absolute error of only 0.036 kW/m^2 in irradiance power density prediction was obtained. The proposed method requires no atmospheric sensors, and it has high accuracy, low latency and strong generalization capability, providing reliable state awareness support for intelligent LWPT systems.

Keywords: Laser wireless power transmission (LWPT); medium transmission efficiency; data-driven; channel attention mechanism; back propagation neural network (BPNN)

收稿日期：2025-12-24；**修回日期**：2026-01-26；**录用日期**：2026-02-12；**网络首发日期**：2026-03-13
基金项目：中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2023-4-ZD-03)
This work is supported by Fundamental Research Funds for the Central Universities under the grant 2023-4-ZD-03

激光无线能量传输 LWPT(laser wireless power transmission)技术凭借非接触、高定向性与高功率密度等优势[1]，为远距离、持续性的电能供给提供了新范式[2-3]，在无人机 UAV(unmanned aerial vehicle)、空间能源系统等领域展现出重要的应用潜力[4-5]。

LWPT 系统在实际运行中易受大气湍流、散射及吸收等复杂环境因素影响[6]，导致传输路径呈现强非线性与时变特性，影响能量传输效率与系统稳定性[7-8]。现有研究多基于物理机理方法，侯一超等[9]建立了接收端光-电-热多物理场耦合模型，以量化大气衰减效应；朱学贵等[10]构建了低空跨介质传输链路模型；谷嘉冀[11]引入自适应光学与深度学习进行波前补偿。此类方法在对应条件下具备高精度优势[12]，但多依赖难以实时获取的环境先验参数，需部署对应传感设备，且模型求解复杂度高，难以满足传能系统实时感知与动态调控的需求。

针对上述挑战，数据驱动方法因其对物理机制依赖弱、计算效率高等优势，逐渐成为系统状态估计的有效替代方案[13-14]。在 LWPT 系统中，如何仅利用收发端易测电气量实现对关键传输状态(如介质传输效率、激光功率密度)的高精度、低延迟估计，仍缺乏系统性研究。

为此，本文提出一种特征自适应增强型全连接神经网络 FAENN(feature-attention enhancement neural network)，用于 LWPT 系统关键传输状态的高精度数据驱动估计。该方法仅利用激光器驱动电流等易测电气量，无需额外大气传感设备即可实现对介质传输效率等状态的在线重构。该神经网络针对激光传能系统进行设计，在标准前馈结构的基础上，协同融合特征自适应门控机制与残差连接。前者通过小型感知机动态生成逐维权重，使网络自适应聚焦于当前工况下的主导电气特征；后者则有效缓解训练中的梯度退化问题，保障模型收敛稳定性。为系统评估所提网络的有效性，本文在相同数据集下对比了线性回归、支持向量回归 SVR(support vector regression)、传统反向传播神经网络 BPNN(back propagation neural network)、单一残差结构及单一注意力结构等模型。结果表明，所提网络在保持高推理速度的同时，提升了估计精度与泛化能力，可为 LWPT 系统的实时能效监测与闭环调控提供高可靠的状态感知支撑。

1　LWPT 系统

1.1　LWPT 系统结构

LWPT 技术利用激光束实现电能的非接触式远距离传输，在 UAV 和空间能源系统等远程供能场景中具有广泛应用潜力。应用于 UAV 系统的 LWPT 系统如图 1 所示，该系统由发射端、自由空间传输介质和接收端 3 个部分组成，完成“电能—激光(光能)—自由空间传输—光电转换—电能”的能量传输过程，适用于数米至千米级的能量传输[5]。

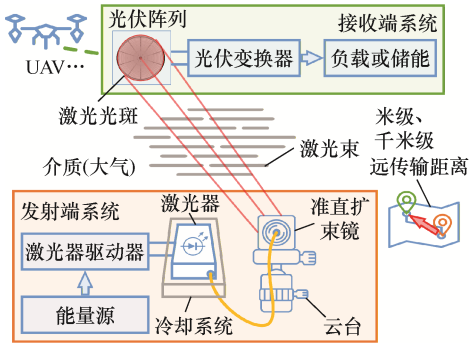


图 1　应用于 UAV 系统的 LWPT 系统

Fig. 1 LWPT system applied to UAV systems

在发射端，能量源为激光器驱动器供电，激光器驱动器通过调节输出电流控制激光器工作状态。半导体激光器将电能转化为高亮度、单色性的激光束，完成电-光能量转换，并配备高效冷却系统以确保长时间稳定运行。激光束经准直扩束镜整形后形成低发散角的准直光束，提升远场能量集中度。发射装置安装于多自由度云台上，具备目标捕获、对准与跟踪功能。

激光束在自由空间中传播时，以大气介质为例，可能受到吸收、散射、湍流及气象条件(如雾、雨、霾)等因素的影响，导致能量衰减与光强闪烁。这些环境扰动使传输过程呈现高度非线性与时变特性，显著影响系统的能量传输稳定性与效率。已

有大量研究建立了激光大气传输的物理模型，但其应用依赖于温度、湿度、能见度、湍流强度等实时环境参数，而这些参数在实际 LWPT 系统中通常难以便捷、低成本地获取。因此，物理模型难以满足在线效率预测的需求，使得介质传输效率成为影响系统性能的不确定因素。

在接收端，光伏阵列作为核心能量转换单元，将入射激光光能转换为直流电能；其输出功率受照射至光伏有效接收区域的激光功率密度分布影响。光伏变换器集成最大功率点跟踪功能，动态调节工作点以最大化光-电转换效率，并将电能输送至负载或储能装置中。

1.2 LWPT 链路效率分析

LWPT 系统的电-光-电转换效率由发射端电-光转换、自由空间介质传输及接收端光-电转换 3 个核心环节共同决定。各环节能够基于物理机理建立高精度数学模型，但其在线应用通常受限于对内部状态或环境参数的强依赖性。因此，物理模型在离线分析中表现良好，但在线运行场景下的实用性受到制约。从链路顺序出发，依次介绍各子系统的建模方法。

1.2.1 半导体激光器效率分析

在发射端，半导体激光器作为电-光转换的核心器件，其输出光功率受注入电流、结温等因素影响，表现出显著的非线性特性。为描述其内部载流子与光子的动态耦合过程，常采用速率方程模型。在忽略横向扩散、假设载流子与光子均匀分布等条件下，其基本形式[15]为

$$\begin{cases} \dfrac{\mathrm{d}N}{\mathrm{d}t}=\dfrac{I}{qV}-\dfrac{N}{\tau_{\mathrm{n}}}-g_0\dfrac{N-N_{\mathrm{t}}}{1+\xi S}S \\ \dfrac{\mathrm{d}S}{\mathrm{d}t}=\dfrac{\Gamma_{\mathrm{c}}g_0(N-N_{\mathrm{t}})S}{1+\xi S}-\dfrac{S}{\tau_{\mathrm{p}}}+\dfrac{\Gamma_{\mathrm{c}}bN}{\tau_{\mathrm{n}}} \\ \dfrac{\mathrm{d}\phi(t)}{\mathrm{d}t}=\dfrac{1}{2}a\left[\Gamma_{\mathrm{c}}g_0(N-N_{\mathrm{t}})-\dfrac{1}{\tau_{\mathrm{p}}}\right] \end{cases} \tag{1}$$

式中：N 为有源区单位体积载流子浓度；q 为电子电荷量；V 为有源区体积；I 为注入电流；τ_{n} 为载流子寿命，表示注入载流子从产生到复合的平均时间；g_0 为材料增益系数，表征单位载流子浓度下有源区提供的本征光增益；ξ 为增益压缩因子，描述高光子密度下增益的饱和效应；S 为光子数密度；N_{t} 为透明载流子密度，即增益恰好抵消腔损耗时的载流子浓度；Γ_{c} 为光限制因子，表征光场能量被约束于有源区的比例；τ_{p} 为光子寿命，表示光子在谐振腔内的平均生存时间；b 为自发辐射系数；ϕ 为光波相位；a 为线宽增益因子，反映载流子变化引起折射率与增益的耦合强度。

当激光器两端面反射率相等时，激光器的输出光功率 P_{out} 可表示为

$$P_{\mathrm{out}}=\frac{SV\eta_0 h\upsilon}{2\Gamma_{\mathrm{c}}\tau_{\mathrm{p}}} \tag{2}$$

式中：η_0 为微分量子效率；h 为普朗克常数；υ 为光波频率。

输出光功率方程结合速率方程即可建立激光器的电-光转换特性模型。

速率方程模型能够高保真地刻画半导体激光器的电-光转换过程，但其强非线性特性使得解析表达复杂，且模型精度高度依赖于一系列难以在系统级直接获取的器件内部物理参数，如τ_{p}、τ_{n}、g_0 等。这些参数与器件材料、结构及封装工艺密切相关，通常需借助专用测试设备或离线标定才能获得，难以在实际 LWPT 系统中实时测量。因此，尽管模型本身具有理论完备性，其对内部参数的强依赖性限制了其在在线预测场景中的直接应用。

1.2.2 大气介质传输效率分析

在 LWPT 系统中，大气介质作为连接发射端与接收端的能量通道，其传输特性直接影响系统的能量传输效率与运行稳定性。激光束在自由空间中传输时，受到大气吸收、散射及湍流等因素的影响，导致传输光强减弱与光束质量退化，使得接收端获得的激光功率 P_{RX} 小于发射功率 P_{TX}。传输效率 η_{trans} 可以基于比尔-朗伯定律表示，其主要描述激光在大气中传播时，源于大气吸收与散射物理机制的光能衰减[16]，即

$$\eta_{\mathrm{trans}}=\exp\left\{-\int_0^L[\alpha_{\mathrm{a}}(\lambda)+\alpha_{\mathrm{s}}(\lambda)]\mathrm{d}D\right\} \tag{3}$$

式中：D 为传输距离；α_a 和 α_s 分别为大气吸收和大气散射衰减系数，dB/m，受激光波长 λ、天气状况(如雾、雨、霾)影响，其数值与此时大气能见度密切相关。

上述过程共同决定了大气总衰减系数，其值强烈依赖于激光波长、气象条件(湿度、能见度)、气溶胶浓度及粒径分布等环境参数，表现出显著的时空非均匀性与非线性耦合特征。

此外，大气湍流由温度梯度、风速剪切及上升气流等因素引发，造成大气折射率随机起伏，进而导致激光畸变[16]。湍流强度由结构常数 $C_n^2(z)$表征，其沿光路的空间分布高度非均匀。Gamma-Gamma 分布模型因其广泛的适用性而较常被使用[17]，可表示为

$$f(\eta_{\text{turb}})=\frac{2(\alpha\beta)^{(\alpha+\beta)/2}}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)}\eta_{\text{turb}}^{[(\alpha+\beta)/2]-1}\mathrm{K}_{\alpha-\beta}(2\sqrt{\alpha\beta\eta_{\text{turb}}}) \tag{4}$$

式中：η_{turb} 为由大气湍流引起的归一化接收光强，即湍流衰落因子；$\Gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数；参数 α 和 β 分别为大尺度与小尺度湍流涡旋对光强起伏的影响，其取值由大气折射率结构常数 $C_n^2(z)$及传输几何决定；$\mathrm{K}_{\alpha-\beta}(\cdot)$ 为第二类修正贝塞尔函数。

综上，在实际大气传输场景中，大气吸收、散射与湍流效应并非孤立存在，而是相互耦合、共同演化，导致激光传输过程呈现强烈的非线性，并在时间和空间上持续变化。尽管基于环境参数(如湿度、能见度、温度等)可构建物理模型对传输状态进行描述，但这些参数依赖额外部署的大气传感设备，不仅增加了系统复杂度与成本，也难以实现实时感知。因此，亟需一种不依赖外部大气先验信息、仅利用收发端原生电气量的数据驱动方法，以实现对介质传输效率的高精度在线估计。

1.2.3　光伏阵列效率分析

在接收端，光伏阵列作为核心能量转换单元，负责将入射激光光能转换为直流电能。其光−电转换效率受激光波长、功率密度、材料特性及工作温度等多重因素影响。为精确描述光伏阵列的电气行为，通常采用单二极管等效电路模型，其 *I-U* 关系可表示为

$$i_{\text{pv}}=i_{\text{PH}}-i_0\left[\exp\left(\frac{u_{\text{pv}}+i_{\text{pv}}R_{\text{s}}}{nN_{\text{s}}kT/q}\right)-1\right]-\frac{u_{\text{pv}}+i_{\text{pv}}R_{\text{s}}}{R_{\text{sh}}} \tag{5}$$

式中：i_{pv} 和 u_{pv} 分别为输出电流与电压；i_{PH} 为光生电流；i_0 为二极管反向饱和电流；n 为理想因子；N_{s} 为串联回路数；k 为玻尔兹曼常数；T 为光伏阵列热力学温度；R_{s} 和 R_{sh} 分别为等效串联电阻与并联电阻。

式(5)为隐式非线性形式，难以直接求解。借助朗伯 W 函数，可转化为显式表达，即

$$\begin{cases} i_{\text{pv}}=\dfrac{R_{\text{sh}}(i_{\text{PH}}+i_0)-u_{\text{pv}}}{R_{\text{sh}}+R_{\text{s}}}-\dfrac{nN_{\text{s}}kT}{qR_{\text{s}}}W(X) \\ X=\dfrac{qR_{\text{s}}R_{\text{sh}}i_0}{nN_{\text{s}}kT(R_{\text{sh}}+R_{\text{s}})}\cdot \\ \qquad \exp\left\{\dfrac{q[R_{\text{s}}R_{\text{sh}}(i_{\text{PH}}+i_0)+u_{\text{pv}}R_{\text{sh}}]}{nN_{\text{s}}kT(R_{\text{sh}}+R_{\text{s}})}\right\} \end{cases} \tag{6}$$

式中：$W(\cdot)$ 为朗伯 W 函数；X 为由光伏阵列模型参数及端电压 u_{pv} 构成的朗伯 W 函数自变量。

单二极管五参数模型在太阳光辐照条件下具有较好的拟合能力，但在 LWPT 场景中面临挑战。由于激光光斑功率密度高且动态范围宽，光伏阵列在不同辐照强度下表现出强烈的非线性响应特性，其等效电路参数并非恒定，而是随入射功率密度和温度发生变化。这种参数漂移导致固定参数的解析模型难以准确描述光伏输出特性，尤其在宽动态范围辐照下误差显著增大。此外，在实际系统中，光伏阵列通常运行于最大功率点跟踪控制模式下，其输出电流并不仅由器件本征光电特性决定，也是最大功率点跟踪算法根据实时入射功率动态调节的结果。这一控制闭环使得光伏电流成为包含激光发射功率与介质衰减耦合信息的可观测变量。

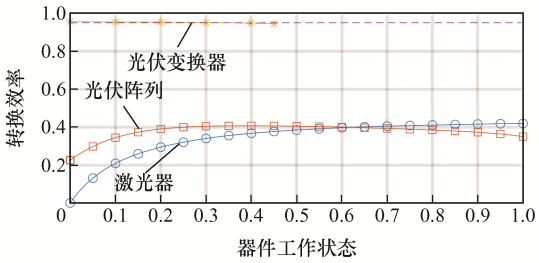
因此，尽管物理模型形式简洁、物理意义明确，但其对内部参数恒定性的假设与激光激励下的实际器件特性存在本质偏差，限制了其在高精度在线

效率预测中的适用性。

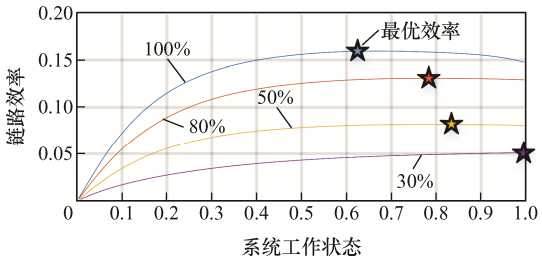
2 数据驱动的介质传输效率预测

2.1 问题建模与输入特征设计

在 LWPT 系统中，介质传输效率是决定端到端能量转换性能的关键环节。其变化不仅直接影响系统整体供能能力，还进一步耦合影响发射端与接收端的最优运行点，如图 2 所示。尤其在分布式传能架构中，随着大气状态动态演化，介质传输状态的波动将导致系统全局效率峰值发生偏移。若无法实时获知当前传输效率，系统将难以动态调整激光器驱动功率、光伏工作点等控制参数以跟踪效率最优工况，从而造成能量浪费或供能不足。



(a) 激光传能系统中器件效率特性



(b) 不同介质效率情况下传能系统的效率特性

图 2 激光传能系统中器件效率特性和不同介质效率情况下传能系统的效率特性

Fig. 2 Efficiency characteristics of individual components in LWPT system, and efficiency characteristics of power transmission system under different medium efficiency conditions

尽管大气条件本身不可控，但其对链路的影响可通过介质传输效率这一综合状态量进行量化表征。该参数的实时估计，使控制系统能够将不可控的环境扰动转化为可响应的反馈信号，进而实现从被动承受衰减到主动优化工作点的调控范式转变。例如，在效率优先模式下，系统可根据预测的传输效率协同调节激光器电流，使全链路始终运行于接近全局最优效率区间[18]；在多接收端场景中，该效率亦可作为能量分配的核心依据，提升有限功率资源的利用效能[19-20]。因此，高精度、低延迟的介质传输效率预测，并非仅是对环境状态的被动感知，而是支撑 LWPT 系统实现智能闭环调控与集群能量管理的关键使能技术。此外，介质传输效率本身亦可作为大气介质状态的间接表征，为链路可靠性评估与调度提供依据。因此，实现对介质传输效率的高精度在线预测，是 LWPT 系统高效、稳定、自适应运行的重要支撑。

基于物理机理的方法，通过详细描述环境因素对激光传输路径的影响来实现介质传输状态的估计。该方法需要考虑多种复杂变量，在长距离传输时，难以对每个地理位置的大气条件进行详尽分析，增加了建模难度，降低了模型的通用性；依赖复杂的数学模型，难以满足在线监测和动态调整的需求。

本文提出一种数据驱动的介质传输效率估计方法，仅利用收发端原生电气量构建非线性映射关系。该方法的核心思想在于：将整个传能链路视为一个黑箱系统，通过输入-输出数据学习介质对能量传递的综合调制效应，而非建模大气物理过程。由于激光器与光伏器件在系统运行期间保持不变，所学习的映射关系本质上反映了“固定端设备+可变介质”下的链路特性，因而具备良好的泛化能力，即使在不同大气条件下，只要端设备未更换，模型仍可有效估计介质传输效率，无需重新标定或引入环境先验。尽管系统通信链路可同步获取发射端与接收端的电流信号，但受限于缺乏对发射/接收光功率的直接测量，介质传输效率仍无法显式计算。本文通过数据驱动方式，从易测电气量中隐式重构该不可观状态，避免了额外光学传感需求。

该方法不仅规避了对不可测内部参数与外部环境状态的依赖，还具备低部署成本、高实时性与强鲁棒性等优势，为 LWPT 系统在复杂大气环境下

的智能调控与效率优化提供了实用化技术路径。

2.2 基于数据驱动的传输效率估计模型

2.2.1 BPNN 模型

作为多层感知机 MLP(multilayer perceptron)的经典实现形式，BPNN 因其良好的非线性映射能力和成熟的训练框架[21]，被广泛应用于工程回归与系统辨识任务中。

在 LWPT 效率估计场景中，BPNN 具有 3 方面优势：首先，其输入–输出映射不依赖物理先验，仅需端口电气量即可建模复杂链路响应；其次，网络结构简单、计算开销低，易于部署于资源受限的机载平台；最后，作为全连接前馈网络，BPNN 对低维连续函数具有较强的逼近能力，契合介质传输效率作为标量效率指标的回归特性。

本文采用的 BPNN 由输入层、若干全连接隐藏层及单神经元输出层构成，其前向传播过程可表示为

$$\begin{cases} \boldsymbol{h}^{(0)} = \boldsymbol{x} \\ \boldsymbol{h}^{(l)} = \tanh\left(\boldsymbol{W}^{(l)}\boldsymbol{h}^{(l-1)} + \boldsymbol{b}^{(l)}\right) \qquad l = 1,2,\cdots,L \\ \hat{y} = \boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{h}^{(L)} \end{cases} \tag{7}$$

式中：$\boldsymbol{h}^{(0)}$为输入层；$\boldsymbol{x}$ 为归一化输入特征，$\boldsymbol{x}=[I_{\mathrm{in}}\ I_{\mathrm{pv}}]^{\mathrm{T}}$，$I_{\mathrm{in}}$ 为激光器输入电流，I_{pv} 为光伏阵列输出电流；$\boldsymbol{h}^{(l)}$为第 l 层的隐藏状态；tanh(·) 作为激活函数以保证输出光滑性，与物理系统连续可微的特性相一致；$\boldsymbol{W}^{(l)}$为第 l 层权重矩阵；$\boldsymbol{b}^{(l)}$为第 l 层偏置向量；$\hat{y}$ 为介质传输效率预测值；$\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}$ 为输出层权重向量的转置。

尽管 BPNN 在理论上具备通用逼近能力，但其在本任务实际训练中仍存在明显局限：一方面，当输入维度较低时，网络表达能力受限，易陷入局部极小值，导致训练结果对初始化和学习率高度敏感；另一方面，标准 BPNN 缺乏对输入特征重要性的动态感知机制，无法根据介质变化自适应调整特征权重，难以捕捉不同工况下主导因素的迁移。

2.2.2 FAENN 模型

为克服上述局限，本文采用一种 FAENN 模型。该模型在保留 BPNN 全连接主干网络的基础上，融合逐维特征门控机制与残差连接结构，旨在动态调节各隐藏神经元的响应强度，提升模型对输入工况变化的敏感性、训练稳定性及跨环境泛化能力。

FAENN 的整体架构如图 3 所示，图中：$\boldsymbol{x}^{(l)}$为第 l 层的输入；$\tilde{\boldsymbol{h}}^{(l+1)}$ 为第 l+1 层经特征门控加权后的隐藏输出；$\mathcal{P}^{(l)}$ 为对第 l 层输入进行维度匹配的线性投影；$\boldsymbol{s}^{(l)}$为第 l 层的逐维门控权重向量；$\sigma(\cdot)$ 为 Sigmoid 函数；$\boldsymbol{W}_1^{(l)}$、$\boldsymbol{W}_2^{(l)}$为门控模块中的权重矩阵；$\delta(\cdot)$ 为 tanh 激活函数；d_l 为第 l 层隐藏特征维度。其核心设计包含以下 3 个部分。

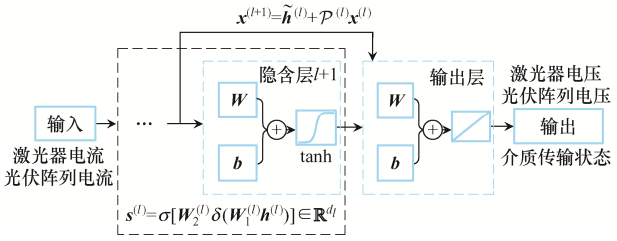


图 3　FAENN 架构

Fig. 3 Architecture of FAENN

深度全连接主干网络：采用 3 层隐藏结构，每层后接 tanh(·) 激活函数以保持输出平滑性；并引入小比例 Dropout 以轻微抑制过拟合，同时避免破坏物理系统的连续性假设。

逐维特征门控模块：受通道注意力机制启发，网络采用一种轻量级的全特征感知门控策略。通过一个小型 2 层感知机对当前隐藏状态进行非线性编码，生成与特征维度对齐的逐维门控权重。具体而言，给定第 l 层经激活与 Dropout 后的隐藏输出 $\boldsymbol{h}^{(l)} \in \mathbb{R}^{d_l}$，门控权重计算可表示为

$$\boldsymbol{s}^{(l)} = \sigma[\boldsymbol{W}_2^{(l)}\delta(\boldsymbol{W}_1^{(l)}\boldsymbol{h}^{(l)})] \in \mathbb{R}^{d_l} \tag{8}$$

最终，加权输出为

$$\tilde{\boldsymbol{h}}^{(l)} = \boldsymbol{h}^{(l)} \odot \boldsymbol{s}^{(l)} \tag{9}$$

式中，⊙表示逐元素乘法。

该机制允许网络根据当前输入样本的整体特征分布，自适应地增强或抑制特定神经元的响应。例如，若光伏电流显著衰减，该模式可能通过隐藏层激活模式被捕捉，并触发对相关特征通路的强化，从而间接反映大气状态对能量链路的影响。

残差连接结构：为缓解网络训练中的梯度消失

问题，引入跳跃连接结构。设第 l 层的输入为 $\boldsymbol{x}^{(l)}$，经主干与门控处理后的输出为 $\tilde{\boldsymbol{h}}^{(l)}$，则最终输出为

$$\boldsymbol{x}^{(l+1)}=\tilde{\boldsymbol{h}}^{(l)}+\mathcal{P}^{(l)}\boldsymbol{x}^{(l)} \tag{10}$$

当输入与输出维度不一致时，采用无偏置线性投影 $\mathcal{P}^{(l)}$ 对齐维度，否则直接相加。最终，网络通过单神经元线性输出层回归介质效率预测值。

相较于传统 BPNN，FAENN 具备以下优势：首先，门控机制基于完整隐藏表示动态生成权重，能够捕捉输入变量间的耦合效应，提升对复杂工况的建模能力；其次，残差结构保障梯度有效回传，门控提供非线性调制，降低对初始化与超参数的敏感性，支持单阶段 Adam 优化快速收敛；最后，仅引入少量的额外参数，无需复杂正则化或二阶优化器，兼顾部署效率与建模精度。

综上，FAENN 在保持结构简洁、推理高效的同时，通过端到端学习的特征门控与残差连接，为强非线性的 LWPT 系统提供了一种可行的介质效率预测方案。

3 仿真验证与分析

为验证所提网络模型在 LWPT 系统中对介质传输效率的估计性能，本文基于 MATLAB/Simulink 构建系统仿真平台，并结合实际器件特性构建大规模结构化数据集。所得数据经格式转换后，在 PyTorch 环境中用于 FAENN 的训练与测试。整个数据集共包含 1 929 个样本，按 7.0:1.5:1.5 的比例划分为训练集(1 350 个样本)、验证集(290 个样本)和测试集(289 个样本)。

数据集覆盖了 LWPT 系统的关键运行工况。激光器驱动电流范围从阈值电流延伸至满载电流，完整涵盖低功率启动到高功率稳态的工作区间。介质传输效率覆盖 5%~100%的宽动态范围，其中低效率区间对应重度雾霾、暴雨或超长距离传输等恶劣大气条件；中等效率区间模拟多云、轻雾等中等干扰场景；高效率区间则代表晴朗天气下短距离无遮挡的理想传输状态。同时，光伏阵列在最大功率点跟踪控制模式下，所受等效辐照强度覆盖弱光至强光的典型范围，充分反映实际环境中激光辐照条件的动态变化。

训练数据包含仿真生成样本，其激光器与光伏器件的光电响应特性均校准于实际平台参数，确保虚拟工况与物理系统一致。采用仿真数据的核心目的在于安全、高效地扩展介质衰减的覆盖范围，高功率实验中难以通过光学衰减片等手段稳定复现复杂多变大气条件，而物理机理模型又依赖难以实时获取的内部参数与环境先验，无法直接用于在线效率估计。因此，融合仿真与实测的数据驱动方法，在保障泛化能力的同时规避了复杂建模与额外传感需求。

所有输入/输出变量均采用 Min-Max 归一化至[0, 1]区间，以提升模型收敛稳定性。FAENN 采用 3 层全连接隐藏结构[128, 256, 128]，每层后接 tanh 激活函数与小比例 Dropout 正则化，设置 Dropout 概率 p=0.1，即训练阶段随机频率 10%的隐藏层单元，以提升模型泛化能力。并嵌入逐维特征门控模块(压缩比 r=4)与残差跳跃连接。模型以均方根误差 RMSE(root mean square error)为损失函数，通过 Adam 优化器单阶段训练最多 500 轮，并采用验证集 Loss 进行早停。整个训练过程无需依赖二阶优化方法。

为全面评估所提方法的具体性能，本文在相同数据集上开展了多模型对比：包括线性回归 LinearReg、SVR、标准 BPNN、引入残差连接的 ResMLP、嵌入通道注意力的 AttnMLP 及所提 FAENN。

不同算法的性能对比见表 1。线性模型与基础 BPNN 性能有限(R^2<0.81)，表明 LWPT 系统中输入电流与介质效率之间存在强非线性关系；SVR 凭借高斯核函数在中小规模数据上展现出较强的拟合能力，验证了该任务的可学习性。所提 FAENN 进一步将预测精度提升，相较于 SVR，RMSE 降低约 35.2%，不仅显著优于线性模型与基础神经网络，也超越了经典核方法。此外，FAENN 具备固定推理开销、易于嵌入实时控制系统、支持多维输入扩展等工程优势，为复杂激光传能场景下的在线状态感知提供了更具可扩

展性的解决方案。

表 1　不同算法的性能对比

Tab. 1 Comparison of performance among different algorithms

模型	R^2	RMSE	最优验证损失
LinearReg	0.770 78	0.127 183	1.61×10^{-2}
SVR	0.989 37	0.027 387	1.32×10^{-4}
BPNN	0.802 59	0.118 027	1.34×10^{-2}
ResMLP	0.778 05	0.125 150	1.54×10^{-2}
AttnMLP	0.994 77	0.019 208	1.28×10^{-4}
FAENN	0.995 54	0.017 741	9.99×10^{-5}

在深度模型内部的消融对比中，单纯引入残差连接的 ResMLP 未带来性能增益，说明结构改进需与特征自适应机制协同；而嵌入注意力的 AttnMLP 取得较优精度。本文所提 FAENN 融合注意力与残差连接，在保持接近 AttnMLP 预测精度的同时，展现出更稳定的训练动态与更强的抗过拟合能力。

综上，FAENN 在精度、鲁棒性与工程实用性之间实现了良好平衡，适用于 LWPT 系统的高效状态感知。

除预测精度外，模型的推理效率对激光传能系统的在线应用至关重要。为此，本文进一步量化评估了各神经网络模型的单样本平均推理延迟(测试环境：AMD Ryzen 9 7940HX CPU/NVIDIA RTX 4070 Laptop GPU)。不同网络模型的计算时间对比见表 2，所有模型的推理时间均处于毫秒级。其中，FAENN 因融合特征门控与残差连接机制，计算开销高于基础 BPNN，但仍低于典型控制周期，在保持高精度的同时实现了精度与延迟的良好平衡，具备良好的工程部署潜力。

表 2　不同网络模型的计算时间对比

Tab. 2 Comparison of calculation time among different network models

模型	计算时间/ms
BPNN	0.198
ResMLP	0.319
AttnMLP	0.539
FAENN	0.678

图 4 展示了稳态场景下的效率估计性能。实际介质效率在 0.50~0.95 之间阶跃变化。FAENN 的估计值能紧密跟踪真实值，在 5 s 和 8 s 的突变点处响应迅速，局部放大显示最大瞬时误差仅为 0.030，验证了模型对环境扰动的高灵敏度。

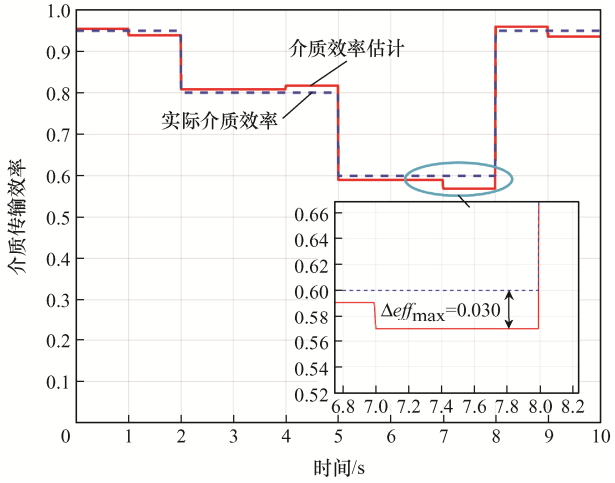


图 4　激光传能介质传输效率在线预测(阶跃)

Fig. 4 Online prediction of medium transmission efficiency in LWPT system (with step change)

图 5 进一步考察动态连续变化场景，介质效率呈下降-回升趋势。FAENN 仍能平滑、准确地复现效率变化轨迹，无明显滞后或振荡，证明其适用于介质效率连续变化条件下的在线状态感知。

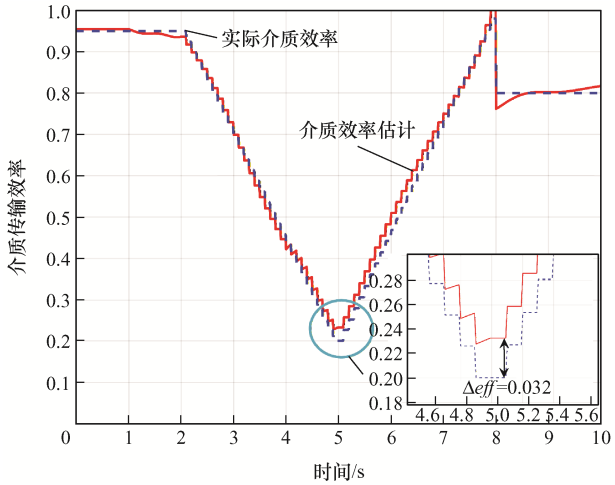


图 5　激光传能介质传输效率在线预测(连续变化)

Fig. 5 Online prediction of medium transmission efficiency in LWPT system (with continuous variation)

综上，FAENN 在仅依赖 2 个易测电流信号的前提下，实现了对介质传输效率的高精度、强鲁棒、

低延迟估计，为激光无线传能系统的智能监控与闭环调控奠定了基础。

4 实验验证

为验证所提基于 FAENN 的介质传输效率估计方法在传能系统中的有效性与可行性，搭建 LWPT 系统实验平台，如图 6 所示。平台传输距离约为 6 m，采用分布式架构，包含 3 条并行的能量传输链路。

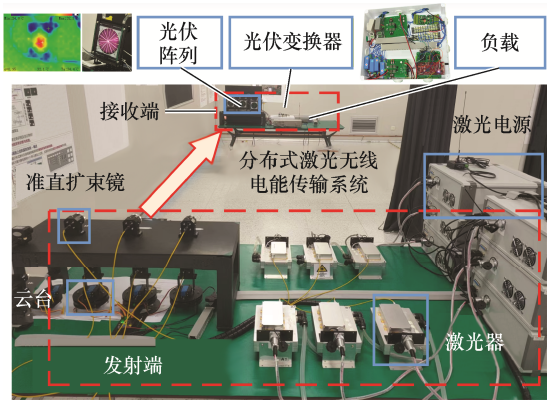


图 6 LWPT 系统实验平台

Fig. 6 Experimental platform for LWPT system

系统工作在高功率水平，直接通过光学衰减片调控传输路径中的介质效率存在工程挑战，高能激光易导致透光元件热损伤。因此，实验采用间接调控策略，通过调节发射端激光器驱动电流来改变输出激光功率，并同步采集接收端光伏阵列电流信号。结合已训练的 FAENN 智能感知模型，预测此时的发射端及接收端激光功率，其比值为介质效率。

图 7 展示了不同传输功率条件下光伏阵列的辐照功率密度预测值与实际值。在不同的传输功率情况下，模型估计的辐照激光功率密度与实测值高度吻合。图中同时标注了单束激光与双束组合辐照下的数据点，表明系统在不同功率配置下均具有稳定的响应特性。经统计，模型估计值与实际测量值之间的平均绝对偏差约为 0.036 kW/m^2，充分验证了所构建 FAENN 模型在真实硬件平台上的泛化能力与估计精度。

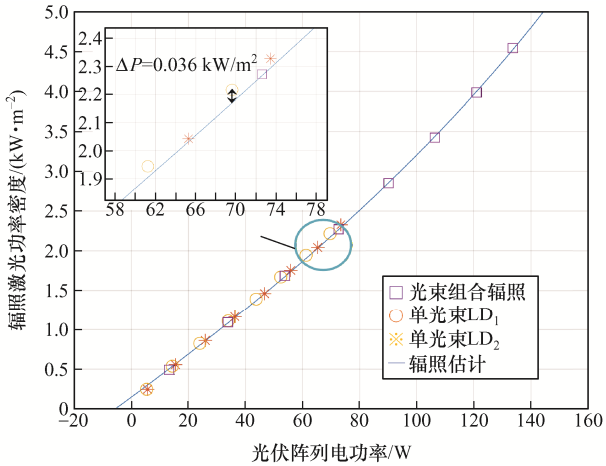


图 7 辐照功率密度预测与实际结果对比

Fig. 7 Comparison between prediction and actual results of irradiation power density

该实验结果表明，在无法直接测量大气或路径损耗的情况下，依靠激光器电流与光伏电流 2 个易获取的电气量，通过数据驱动模型高精度反演介质传输效率，能够降低系统对环境传感器的依赖，也为未来在 UAV、高空平台等场景中实现轻量化、智能化的激光传能状态感知提供了可行路径。

5 结语

本文针对 LWPT 系统中介质传输效率难以实时感知的问题，提出一种特征自适应增强型全连接神经网络。该方法仅利用激光器输入电流与光伏输出电流 2 个易测电气量，通过融合逐维特征门控与残差连接，实现对激光传输过程的高精度数据驱动估计。仿真与实验表明，FAENN 优于线性模型、SVR 及多种神经网络变体，并在 6 m 真实平台中实现平均绝对误差约为 0.036 kW/m^2 的辐照功率密度预测。该方法无需大气传感设备，具备低延迟、强泛化与易部署优势，为 UAV 等场景下的智能激光供能提供了可靠状态感知支撑。

参考文献：

[1] Liu Wei, Chau K T, Tian Xiaoyang, et al. Smart wireless power transfer—Opportunities and challenges [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2023, 180: 113298.

[2] Jin Ke, Zhou Weiyang. Wireless laser power transmission: A review of recent progress [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2019, 34(4): 3842-3859.

[3] 黄文聪, 饶天彪, 蒋煊焱, 等. 无线电能传输系统最大效率追踪及恒压输出复合控制方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(12): 3589-3601.
Huang Wencong, Rao Tianbiao, Jiang Xuanyan, et al. Maximum efficiency tracking and constant voltage output compound control method for wireless power transfer system [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(12): 3589-3601. (in Chinese)

[4] 马秀娟, 武帅, 蔡春伟, 等. 应用于无人机的无线充电技术研究[J]. 电机与控制学报, 2019, 23(8): 1-9.
Ma Xiujuan, Wu Shuai, Cai Chunwei, et al. Research on wireless charging technology applied to UAVs [J]. Electric Machines and Control, 2019, 23(8): 1-9. (in Chinese)

[5] Mohsan S A H, Othman N Q H, Khan M A, et al. A comprehensive review of micro UAV charging techniques [J]. Micromachines, 2022, 13(6): 977.

[6] 李密, 齐予, 易亨瑜, 等. 激光远距离无线传能系统效率的分析与提高方法[J]. 红外与激光工程, 2025, 54(1): 59-66.
Li Mi, Qi Yu, Yi Hengyu, et al. Analysis and enhance method on the system efficiency of laser wireless energy transmission at long distance [J]. Infrared and Laser Engineering, 2025, 54(1): 59-66. (in Chinese)

[7] Song Mingzhao, Jayathurathnage P, Zanganeh E, et al. Wireless power transfer based on novel physical concepts [J]. Nature Electronics, 2021, 4(10): 707-716.

[8] Li Xuelong, Huang Guan, Wang Zhigang, et al. Optics-driven drone [J]. Science China Information Sciences, 2024, 67(2): 318-320.

[9] 侯一超, 孟宪龙, 张璞, 等. 大气影响下激光无线能量传输接收端多场耦合特性[J]. 光学学报, 2024, 44(12): 145-155.
Hou Yichao, Meng Xianlong, Zhang Pu, et al. Multi-field coupling characteristics of laser wireless power transmission receiving end under atmospheric influence [J]. Acta Optica Sinica, 2024, 44(12): 145-155. (in Chinese)

[10] 朱学贵, 吴清潮, 张淮清, 等. 低空机载激光跨介质下行无线能量传输特性研究[J]. 光学学报, 2025, 45(5): 33-42.
Zhu Xuegui, Wu Qingchao, Zhang Huaiqing, et al. Cross-medium downlink characteristics for low altitude airborne laser wireless power transmission [J]. Acta Optica Sinica, 2025, 45(5): 33-42. (in Chinese)

[11] 谷嘉冀. 激光能量传输大气衰耗补偿方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2019.
Gu Jiaji. Research on compensation method of atmospheric loss in laser energy transmission [D]. Changchun: Jilin University, 2019. (in Chinese)

[12] 王荣畅, 梅海平, 叶舒然, 等. 大气湍流模拟装置的测量控制与湍流特性建模[J]. 光学学报, 2025, 45(12): 147-154.
Wang Rongchang, Mei Haiping, Ye Shuran, et al. Measurement, control and turbulence characteristic modeling of atmospheric turbulence simulation device [J]. Acta Optica Sinica, 2025, 45(12): 147-154. (in Chinese)

[13] 白俊琦, 贤燕华. 基于 BP-多时间尺度 UKF 优化算法的 SOC 估计[J]. 电源学报, 2025, 23(3): 363-372.
Bai Junqi, Xian Yanhua. State-of-charge estimation based on BP-multi-timescale UKF optimization algorithm [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(3): 363-372. (in Chinese)

[14] 张剑, 崔明建, 何怡刚. 结合数据驱动与物理模型的主动配电网双时间尺度电压协调优化控制[J]. 电工技术学报, 2024, 39(5): 1327-1339.
Zhang Jian, Cui Mingjian, He Yigang. Dual timescales coordinated and optimal voltages control in distribution systems using data-driven and physical optimization [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39 (5): 1327-1339. (in Chinese)

[15] Zhou Weiyang, Jin Ke. Power control method for improving efficiency of laser-based wireless power transmission system [J]. IET Power Electronics, 2020, 13(10): 2096-2105.

[16] 周焕然, 朱辰, 王超, 等. 关于激光大气传输的仿真研究进展[J]. 激光与红外, 2025, 55(2): 163-169.
Zhou Huanran, Zhu Chen, Wang Chao, et al. Progress in

simulation research on laser atmospheric transmission [J]. Laser & Infrared, 2025, 55(2): 163-169. (in Chinese)

[17] 王金博. 不均匀大气信道中空间激光通信链路性能的评估方法研究[D]. 长春: 长春理工大学, 2024.
Wang Jinbo. Evaluation methods for space laser communication link performance in uneven atmospheric channels [D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology, 2024. (in Chinese)

[18] Sun Liangrong, Kang Jinsong, Bai Yunfeng, et al. Design and efficiency optimization of distributed laser wireless power transmission systems through centralized scheduling and current regulation [J]. Photonics, 2025, 12(1): 30.

[19] Oubbati O S, Lakas A, Guizani M. Multiagent deep reinforcement learning for wireless-powered UAV networks [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(17): 16044-16059.

[20] 曹阳, 李金展, 彭小峰, 等. 降雨天气下的无人机集群激光传能策略[J]. 光子学报, 2025, 54(5): 104-144.
Cao Yang, Li Jinzhan, Peng Xiaofeng, et al. Laser energy transmission strategy of UAV swarm under rainfall weather [J]. Acta Photonica Sinica, 2025, 54(5): 104-144. (in Chinese)

[21] 张凯飞, 张金龙, 吕满平. 基于 SSA-BPNN 的锂离子电池 SOH 估算[J]. 电源学报, 2024, 22(5): 278-285, 318.
Zhang Kaifei, Zhang Jinlong, Lü Manping. Estimation of lithium-ion battery SOH based on SSA-BPNN [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(5): 278-285, 318. (in Chinese)



孙梁榕

作者简介：

孙梁榕(1998—)，男，博士研究生。研究方向：激光无线能量传输。E-mail：slr@tongji.edu.cn。

白云峰(1995—)，男，博士。研究方向：激光无线能量传输。E-mail：bai.yf@foxmail.com。

康劲松(1972—)，男，中国电源学会高级会员，通信作者，博士，教授。研究方向：电力电子与电机控制，新能源变换与控制技术。E-mail：kjs@tongji.edu.cn。

(责任编辑：耿越)