基于残差卷积与 Transformer 的微波电场原子测量方法*

卢方哲[1)]，刘青[2)]，阮伟民[2)]，宋振飞[1)2)†]，屈继峰[1)†]

1)（中国计量科学研究院，北京 10029）

2)（深圳中国计量科学研究院技术创新研究院，深圳 518107）

摘 要

复杂微波电场感知是里德堡原子微波电场量子精密测量实用化的关键难题，多频微波同时作用于里德堡原子会引起多重缀饰态劈裂、光谱叠加和非线性映射，使原子光谱与微波参数之间的关系难以由半经典方法解析求解。针对这一问题，本文提出一种融合残差卷积网络与 Transformer 的多任务深度学习模型，以已知参考微波与待测微波共同作用的原子光谱响应特性，实现了基于参考数据集的频率和电场强度智能化解析预测。实验中构建了17.038 GHz和约28.916 GHz双频微波电场作用下的原子光谱参考数据集，通过模型解析 17.038 GHz 微波分别和四个待测频率（28.914 GHz、28.916 GHz、28.918 GHz 和 28.920 GHz）微波共同作用下的实测原子光谱，实现了待测微波特性有效预测，频率准确率和电场强度平均相对误差分别为 99.82%、0.89%。抗噪声鲁棒性仿真测试表明该模型在不同噪声水平下仍能保持较好预测性能；在 17.042 GHz 参考微波基础上，进一步引入 28.916 GHz 和 39.385 GHz 待测微波，同样获得较好的预测结果，表明该模型在待测微波频率和频点数方面具有很好的迁移拓展性。本项工作可为里德堡原子多频微波传感及复杂微波电场参数提取提供方法参考。

关键词：里德堡原子，微波测量，深度学习，残差卷积网络

基金: 广东省量子科学战略专项项目（批准号：GDZX2305003 和 GDZX2505001）资助课题.

† 宋振飞. E-mail: songzf@nim.ac.cn

† 屈继峰. E-mail: qujf@nim.ac.cn

卢方哲. E-mail: 18230062980@163.com

录用稿件，非最终出版稿

1 引 言

里德堡原子具有较大的跃迁偶极矩和极化率，对外加电场极为敏感，且能级

间隔覆盖 MHz 到 THz 频率范围，已成为理想的微波电场量子传感体系[1, 2]。在阶梯型三能级激发构型中，探测光作用于基态到激发态的跃迁，耦合光作用于激发态到里德堡态的跃迁，可在原子光谱中形成电磁诱导透明（EIT）[3]。当共振微波耦合相邻里德堡能级时，光谱会发生 Autler-Townes 分裂[4, 5]，分裂间隔与微波电场强度呈线性关系，由此可将微波电场测量溯源至普朗克常数，具有灵敏度高、抗干扰等优势[6]。近年来，里德堡原子的微波传感技术已经实现频率、电场强度、极化、相位等参量[7-15]的高精度测量。

然而，现有研究仍主要局限于单频点微波电场测量，难以适应复杂电磁环境下多频微波电场共存的应用需求。随着里德堡原子微波电场测量向实际应用场景推进，深入解析多微波驱动下的光谱响应已成为亟待解决的问题。相较于单频微波作用的情形，多频微波电场与里德堡原子之间的耦合会引起更复杂的光谱结构，导致光谱与微波参数之间呈现更加复杂的关系，难以通过解析方法直接求解。

前期多个团队开展多频微波电场测量解析相关研究，例如，在双微波共同作用方面，已有研究实现了连续可调检测[16]、弱场检测及测量下限扩展[17,18]，完成了 Zeeman 分辨的两个原子态双频场强同步可溯源测量[19]，并进一步开展原子混频相位检测和 Sagnac 增强接收[13,20]；在双频光谱分析方面，相关研究揭示了双微波驱动下的 EIT 谱线特征，并建立了峰间距与场强、失谐量之间的定量关系[21,22]；在多通道探测方面，基于不同里德堡态制备、高轨道角动量态及光学频率梳方案，实现了双通道通信、五频信号解调与多通道探测，覆盖 128 MHz–0.61 THz[23–26]。上述工作为多频微波传感奠定了基础，但其方法仍依赖特定原子跃迁、频率通道或光谱特征，向复杂光谱条件推广时仍面临挑战。因此，如何从多频微波共同作用下的原子光谱中同时提取待测微波的频率和电场强度，仍需进一步研究。

近年来，深度学习为里德堡原子光谱解析提供了新的方法。1D-CNN-BiLSTM

录用稿件，非最终出版稿

模型[27]可实现多频微波信号的相位识别与 FDM-2PSK 通信解调，其“多频”对象是里德堡共振跃迁频率附近的窄带通信调制，频率均为已知设定值，仅提取了相位信息，并未涉及微波频率与电场强度的测量。随后发展的 CNN-Transformer 方法[28]进一步提升了多频信号识别能力，并拓展至宽带频谱监测和调制方式分类等任务，上述两种方法具有继承性，均关注通信场景下调制信息提取，未实现微波信号频率和电场强度的反演。与这些工作不同的是，本文结合量子相干机制与双频微波作用下的光谱响应特征，提出一种融合残差卷积与 Transformer 的多任务深度学习模型，构建相应的参考数据集，以参考微波与单频待测微波共同作用的原子光谱为输入，实现待测微波频率与电场强度预测，并通过噪声模拟和频率拓展实验验证了该模型的应用潜力，为里德堡原子多频微波传感及复杂微波电场参数提取提供方法参考。

2 方 法

2.1 实验方法及系统

实验中采用双光子激发制备铷原子里德堡态，能级结构及实验装置如图1所示。780 nm探测光通过铷原子饱和吸收谱锁定在$|5S_{1/2},F=2\rangle$-$|5P_{3/2},F'=3\rangle$的共振跃迁处。480 nm耦合光通过波长计锁定在$|5P_{3/2},F=3\rangle$-$|50D_{5/2}\rangle$的跃迁线上，并经过声光调制器使其在能级附近完成扫频，耦合光与探测光重叠并反向作用于原子气室。微波电场耦合里德堡态$|50D_{5/2}\rangle$-$|51P_{3/2}\rangle$和$|51P_{3/2}-|51S_{1/2}\rangle$跃迁，对应的微波电场标记为$MW_1$和$MW_2$。实验中，微波信号源连接天线产生空间微波电场，作用于原子气室内的铷里德堡原子。

录用稿件，非最终出版稿

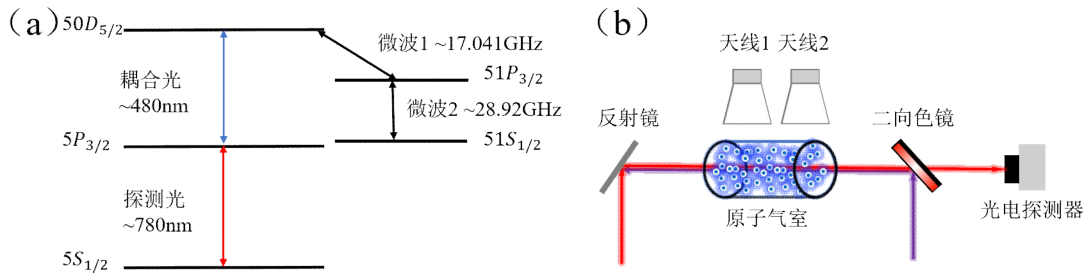


图1 实验原理图 （a）铷原子能级图；（b）实验装置示意图

Fig. 1. Experimental principle diagram (a) energy level scheme of rubidium atoms; (b) schematic of the experimental setup.

2.2 量子相干机制与双频微波光谱响应

在阶梯型里德堡EIT体系中，微波场可与相邻里德堡态发生相干耦合，使原子光谱产生Autler–Townes劈裂。该光谱响应可由包含探测光、耦合光及微波耦合项的密度矩阵主方程描述：

$$\dot{\rho} = -\frac{i}{\hbar}[H,\rho] + L(\rho), \tag{1}$$

其中，ρ为原子体系的密度矩阵，H为包含各能级失谐项以及探测光、耦合光和MW_1、MW_2微波场相干耦合项的体系总哈密顿量，$L(\rho)$表示自发辐射、退相干、碰撞展宽和能级弛豫等耗散过程。实验中扫描耦合光频率，并在固定扫描范围内采集光谱。

在仅有共振MW_1作用且Autler-Townes双峰可清晰分辨的条件下，微波电场强度E_{MW}与两个透射峰之间的频率间隔Δf可表示为

$$E_{\mathrm{MW}} = \frac{\mathrm{h}}{\mu}\Delta f\ , \tag{2}$$

其中，μ为相应微波跃迁的电偶极矩矩阵元，h为普朗克常数。

当 MW_1 和 MW_2 同时作用于相应里德堡跃迁时，在两路微波均共振且 MW_1 的 Rabi 频率已知的理想条件下，理论上可由解析公式计算 MW_2 的 Rabi 频率，进而得到电场强度值[18]。然而，在实际实验中，微波失谐、Rabi 频率变化、退相干、有限信噪比以及光谱峰重叠等因素都会破坏理想峰间隔关系，使得双频微波电场参数难以解析计算。

录用稿件，非最终出版稿

对于本文研究的近共振双微波耦合情形，在实验条件固定时光谱结构主要由两路微波的 Rabi 频率与失谐量共同决定，表现为光谱透射峰位置移动、左右峰间隔变化、线宽变化以及线型不对称等特征，可形式化表示为

$$T(\Delta_c) = F(\Delta_1, \Delta_2, \Omega_1, \Omega_2, \Gamma, \gamma, SNR, \ldots), \tag{3}$$

其中，$T(\Delta_c)$为原子光谱，Γ, γ 分别表征辐射衰减与退相干过程，SNR 表示实验信噪比。由此可见，双频微波电场作用下的微波频率与电场强度测量本质上是从原子光谱到微波参数的非线性逆向求解问题。

2.3 微波参数提取深度学习模型

基于上述量子相干机制和双频微波光谱反演问题的特征，本文构建端到端深度学习模型，用于建立双频微波作用下原子光谱与待测微波参数之间的非线性映射关系。模型可表示为

$$\left(\hat{f}_2, \hat{E}_2\right) = F_\theta\left[T(\Delta_c)\right], \tag{4}$$

其中，$\hat{f}_2$ 和 $\hat{E}_2$ 分别为模型预测的待测微波频率和电场强度，θ 表示模型参数。在模型构建上，综合利用卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）对局部光谱结构的提取能力以及Transformer对不同光谱区域进行全局关联建模的能力，并构建了“残差连接--共享特征--多任务输出”算法架构，实现由实验原子光谱到微波参数的端到端反演，如图2所示。

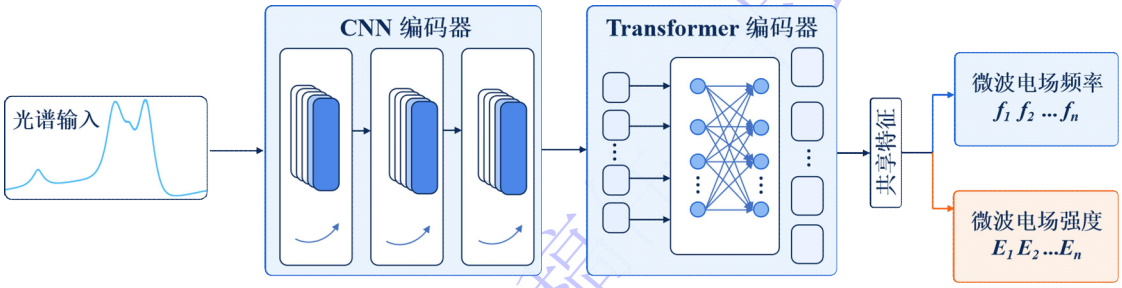


图2 模型示意图

Fig.2 Model schematic

模型以实验采集得到的原子光谱作为输入，建立光谱与微波场参数之间的非

录用稿件，非最终出版稿

线性映射关系。输入光谱经过一维卷积神经网络进行局部特征提取。由2.2节分析可知，双频微波电场作用会引起谱峰位置、峰宽、劈裂间隔及透射强度等局部结构变化，这些特征与待测微波频率和电场强度密切相关。卷积神经网络能够有效提取上述局部光谱信息，为后续参数预测提供特征基础。为增强深层特征传递的稳定性，模型引入残差连接结构，使局部光谱信息能够在多层网络中稳定传递，从而减弱深层特征提取过程中有效光谱信息被削弱或丢失的问题。在此基础上，Transformer模块进一步对卷积网络输出进行全局建模，分析光谱结构映射关系，使模型不仅能够识别局部峰形变化，还能够利用光谱范围内的整体结构。模型使用共享特征结构，避免了为不同预测任务单独提取光谱特征，降低不同微波参数预测成本。同时，多任务输出层通过多个MLP网络输出信息，使得单一模型可完成频率与电场强度同步预测。

2.4 模型评价指标

为了对模型预测参数的可靠性与精确度进行全面评估，引入深度学习评估指标：模型预测准确率（A）用于评价频率预测效果，决定系数（R^2）和平均相对误差(Mean Relative Error，MRE)评价电场强度预测效果。

准确率可通过混淆矩阵$\boldsymbol{M}$计算，用来评价频率预测结果，满足如下关系：

$$A=\frac{\sum_{i=1}^{K}M_{ii}}{\sum_{i=1}^{K}\sum_{j=1}^{K}M_{ij}}, \tag{5}$$

矩阵元素M_{ij}代表将频率M_i识别为M_j的次数。因此，混淆矩阵对角线元素M_{ii}代表模型频率预测的准确样本数，反映了模型对各频率的准确预测频次；混淆矩阵非对角线元素M_{ij}（$i\neq j$）代表模型产生的预测错误样本数，量化了模型频率预测错误的频次。

决定系数R^2表征模型给出的电场强度预测值与天线远场公式计算得到的电场强度实际值的线性相关程度，满足如下关系：

录用稿件，非最终出版稿

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i \left(\hat{y}^{(i)} - y^{(i)}\right)^2}{\sum_i \left(\bar{y} - y^{(i)}\right)^2}, \tag{6}$$

其中，$\hat{y}^{(i)}$表示第i次实验电场强度预测值，$y^{(i)}$表示对应的实际值，$\bar{y}$ 表示测试集所有实验的实际值平均。R^2越接近1，表明电场强度预测值越接近实际值。

平均相对误差量化了电场强度预测值相对于实际值的偏离比例，满足如下关系：

$$MRE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{\hat{E}_i - E_i}{E_i}\right| \times 100\% \tag{7}$$

其中，n为测试集实验总次数，$\hat{E}_i$ 表示模型预测的第i次实验电场强度值，E_i表示对应的实际值。

3 结 果 与 讨 论

3.1 实验参考数据集构建

实验中，MW_1，MW_2 分别耦合$|50D_{5/2}\rangle$-$|51P_{3/2}\rangle$和$|51P_{3/2}\rangle$-$|51S_{1/2}\rangle$跃迁，频率和电场强度分别记作f_1、f_2、E_1、E_2，微波信号源馈入天线的净功率记作P_1，P_2。本文在保持微波电场MW_1 的频率f_1、微波电场MW_1 电场强度E_1 不变的条件下，改变微波电场MW_2 的频率f_2 与电场强度E_2，通过模型逆向预测频率f_2 与电场强度E_2。并在此基础上，探究不同噪声条件下模型对频率f_2 与电场强度E_2 预测效果。

实验中固定频率f_1 为 17.038 GHz，P_1 为 2 dBm。为了构建数据集，将微波信号源输出频率f_2 分别设置为 28.914 GHz、28.916 GHz、28.918 GHz、28.920 GHz。在不同的f_2 类别下，P_2 范围为-0.5 dBm至 6.50 dBm，步长为 0.01 dBm，并由天线远场公式计算得到对应的电场强度实际值，最终构成参考数据集。

图 3（a）和图 3（b）分别为微波信号源馈入天线的净功率P_2=1 dBm时不同微波频率f_2 下对应的光谱，以及微波频率f_2=28.914 GHz时不同馈入天线的净功率

录用稿件，非最终出版稿

P_2 对应的光谱。与单微波作用下的AT分裂及共振双微波作用下的对称三峰结构相比，图中光谱结构更为复杂，难以通过传统解析方法直接提取微波参数。

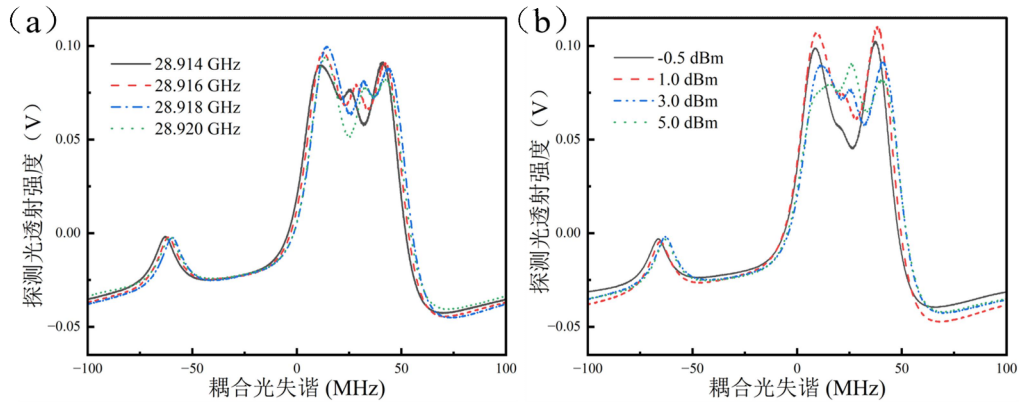


图 3 不同微波频率与馈入天线净功率下的光谱图（a）固定净功率 P_2=1dBm，改变微波频率 f_2；（b）固定微波频率 f_2=28.914GHz，改变净功率 P_2

Fig. 3. Spectra at different microwave frequencies and net powers fed into the antenna. (a) Fixed net power P_2 = 1 dBm, varying microwave frequency f_2; (b) Fixed microwave frequency f_2 = 28.914 GHz, varying net power P_2.

将参考数据集按照频率类别分组，在各类别内部随机打乱样本，并将样本数量按 6:2:2 划分为训练集、验证集与测试集。其中，训练集用于模型参数学习，从而建立输入光谱与微波场参数之间的映射关系；验证集在训练过程中用于评估模型性能，筛选泛化能力最优的模型参数；测试集在模型训练和参数选择完成后用于定量评估模型对未知样本中微波场参数的预测精度和泛化能力。

3.2 微波频率与电场强度预测

模型训练采用多任务联合损失函数L，定义为：

$$L = \lambda_f L_f + \lambda_E L_E \tag{8}$$

其中，L_f为频率预测损失函数，L_E为电场强度预测损失函数，λ_f 和 λ_E 分别表示两个损失函数的权重。模型训练时通过监控验证集损失函数确定最佳模型，并通过计算频率预测准确率、电场强度预测平均相对误差与决定系数评估最佳模型的性能，实验结果如图 4 所示。

录用稿件，非最终出版稿

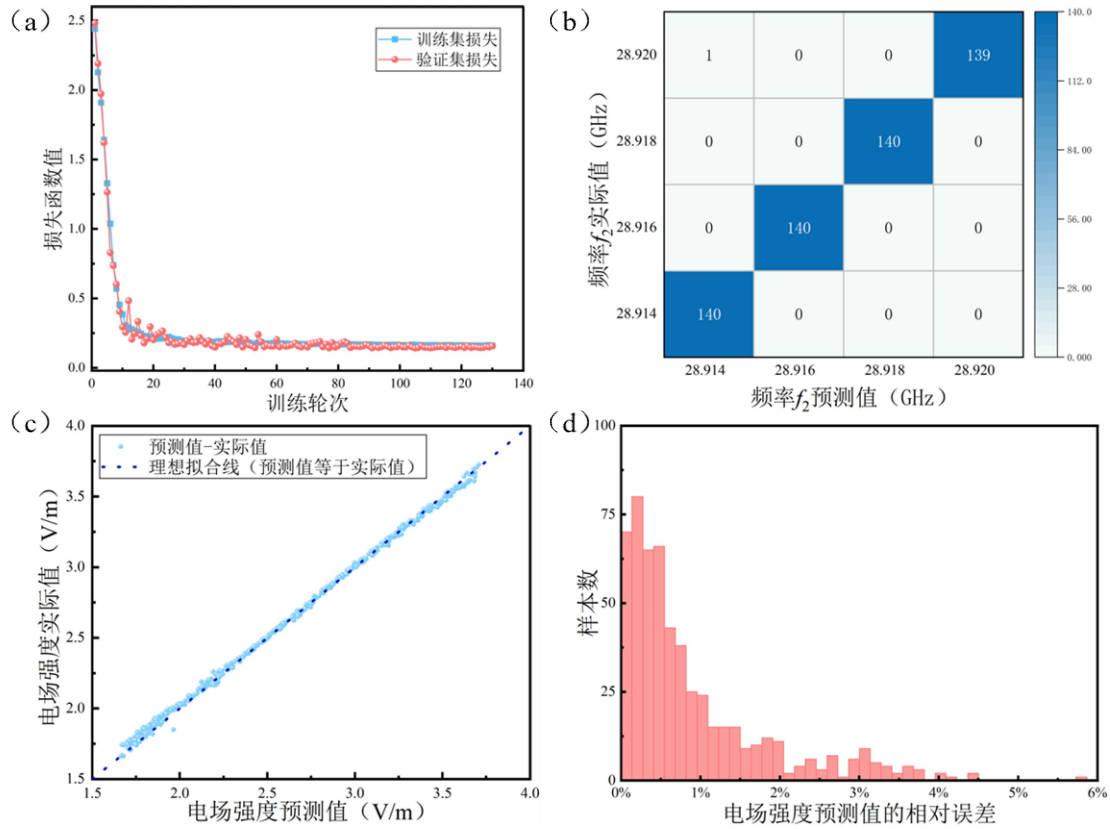


图 4 实验结果图 （a）模型损失函数值变化曲线；（b）f_2 频率预测混淆矩阵；（c）电场强度预测值-实际值散点图（d）电场强度预测值的相对误差分布图

Fig. 4. Experimental results: (a) model loss curves; (b) confusion matrix for f_2 frequency prediction; (c) scatter plot of predicted versus actual electric field strengths; (d) distribution of relative errors in electric field strength prediction.

图 4（a）为训练集与验证集上的损失函数L变化曲线，验证集损失在 60 个训练轮次后基本持平，且部分阶段低于训练集损失，证明模型已收敛，未出现明显过拟合。

在此基础上，进一步对模型在全量程内的电场预测性能进行分析。f_2 的预测性能如混淆矩阵图 4（b）所示，纵坐标为f_2 实际值，横坐标为f_2 预测值。尽管相邻MW_2 频率只相差 2 MHz，但Transformer模块依然可以捕获不同的频率在光谱上表现出的特征，使模型在测试集上实现了 99.82%的预测准确率。E_2 的预测性能如图 4（c）所示，可以看出样本点聚集于理想拟合线两侧，整体呈现线性关系，模型的决定系数达 0.9981。为了更精确地量化电场强度预测误差的整体分布特

录用稿件，非最终出版稿

征，对测试集的电场强度相对误差进行了统计分析，如图 4（d）所示。99.82%的测试样本相对误差小于 5%，仅有一个样本相对误差为 5.8%，平均相对误差仅为 0.89%，相对偏差较小。

3.3 模型抗噪声鲁棒性仿真测试

为验证模型对外部随机噪声的鲁棒性，进一步开展噪声干扰仿真测试。需要说明的是，参考数据集中已经包含激光参数波动、原子体系波动及系统漂移等系统误差，本小节重点研究外界随机高斯噪声影响，采用模型鲁棒性验证惯用的噪声模拟方法[27,28]。基于双频微波MW_2频率f_2与电场强度E_2的采集数据，保持训练集、验证集与测试集数据互斥，分别向各子集的原始光谱数据中叠加零均值、不同标准差的高斯白噪声，定量模拟不同噪声强度下的测量场景，并据此构建带噪参考数据集。

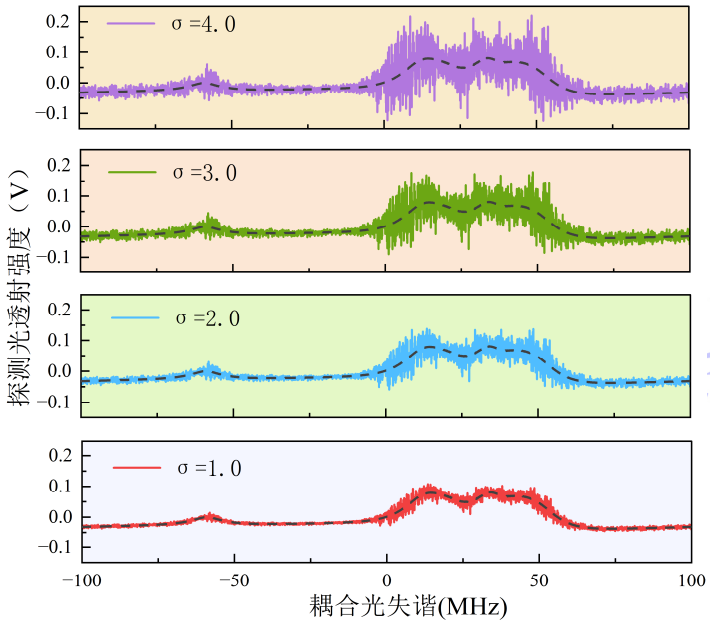


图5 原始采集光谱及叠加不同强度零均值高斯白噪声后的光谱结果。σ表示外加高斯白噪声的标准差，虚线对应原始采集光谱

Fig.5 Original acquired spectra and spectral results after superimposing zero-mean Gaussian white noise with different intensities. σ denotes the standard deviation of the added Gaussian white noise, and the dashed line corresponds to the original acquired spectra.

图 5 展示了原始数据中的一条光谱及其叠加零均值、不同标准差高斯白噪声

录用稿件，非最终出版稿

后的光谱结果。与原始采集光谱相比，叠加高斯白噪声后，光谱中出现明显随机起伏，局部峰形细节被淹没，信噪比显著下降。基于上述带噪数据集，我们对模型进行了测试，测试集噪声标准差独立于训练集设置，以评估模型在噪声失配条件下的鲁棒性，相关结果见图 6。

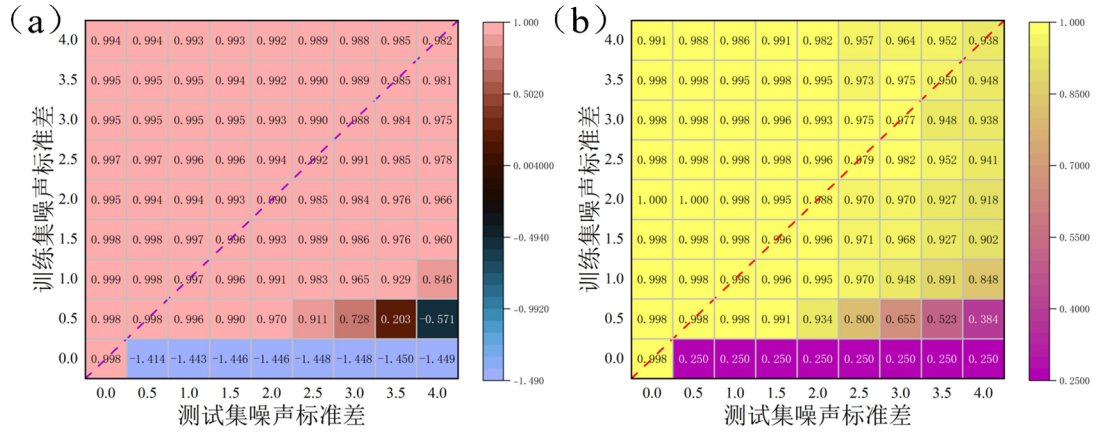


图6 模型性能矩阵（a）f_2预测准确率;（b）E_2预测决定系数

Fig. 6. Model performance matrix: (a) prediction accuracy of f_2; (b) coefficient of determination for E_2 prediction.

图6（a）和图6（b）展示了不同训练噪声标准差下，模型在各测试噪声条件下的f_2预测准确率与E_2预测决定系数。在两幅矩阵图中，横坐标和纵坐标分别表示测试集与训练集的高斯白噪声标准差。虚线所在网格表示训练集与测试集噪声匹配的情况，虚线上方为“高噪声训练-低噪声测试”，下方为“低噪声训练-高噪声测试”。在“低噪声训练-高噪声测试”区域内，未经过外加噪声增强训练的模型对噪声扰动较为敏感。随着测试光谱噪声水平升高，f_2预测准确率迅速下降至25%，R^2也降为负值，此时模型已失去有效预测能力。随着训练阶段引入的噪声水平逐步提高，模型在不同噪声失配场景下的鲁棒性呈现明显增强趋势。对于弱噪声增强条件，即训练集噪声标准差为0.5时，模型在低噪声测试条件下仍可保持一定预测性能，但在虚线下方的高噪声测试区域内仍出现较明显的性能衰减。进一步提高训练集噪声标准差后，模型在高噪声测试条件下的预测性能显著改善，矩阵中

录用稿件，非最终出版稿

较大范围区域均保持较高的f_2预测准确率与E_2预测决定系数；不仅虚线下方“低噪声训练—高噪声测试”区域的性能得到明显提升，虚线上方“高噪声训练—低噪声测试”区域也能够维持较好的预测结果。

综合来看，在带噪数据集上，模型学习到了更具鲁棒性的光谱特征，使其在外加白噪声条件下仍能依靠相对稳定的光谱结构特征，而非过度依赖无外加噪声条件下的局部细节。因此，面对叠加高斯白噪声的测试数据，模型仍然能够有效提取主要的光谱结构信息，实现对微波频率与电场强度的准确预测，展现出较强的鲁棒性和跨噪声强度的适应能力。

3.4 频率拓展性测试

模型在待测频点和待测微波数量方面具有拓展适应性，不局限于参考数据集中 28.916 GHz附近频点及双频微波作用下的光谱解析。为验证这一点，本小节在前文基础上增加了 39.385 GHz的微波。实验中将MW_1、MW_2、MW_3 频率分别固定为f_1=17.042 GHz，f_2=28.916 GHz，f_3=39.385 GHz，根据天线远场公式，换算得到f_2 与f_3 对应微波的电场强度实际值，构建了包含 3649 条光谱及其对应微波参数的参考数据集。数据集按 76%、12%、12%的比例划分为训练集、验证集和测试集，分别用于模型训练、验证与模型选择以及性能测试，三部分数据互不重叠。模型同时预测MW_2 与MW_3 的电场强度。

实验结果如图 7 所示，模型对MW_2 和MW_3 电场强度预测的决定系数分别为 0.9855 和 0.9886，预测值与远场公式计算值之间具有良好一致性。进一步统计测试集相对误差，MW_2 实验结果如图 7（a）所示，89.5%的测试样本相对误差小于 5%，测试集平均相对误差为 2.47%。MW_3 实验结果如图 7（b）所示。95.2%的测试样本相对误差小于 5%，测试集平均相对误差为 2.09%。

录用稿件，非最终出版稿

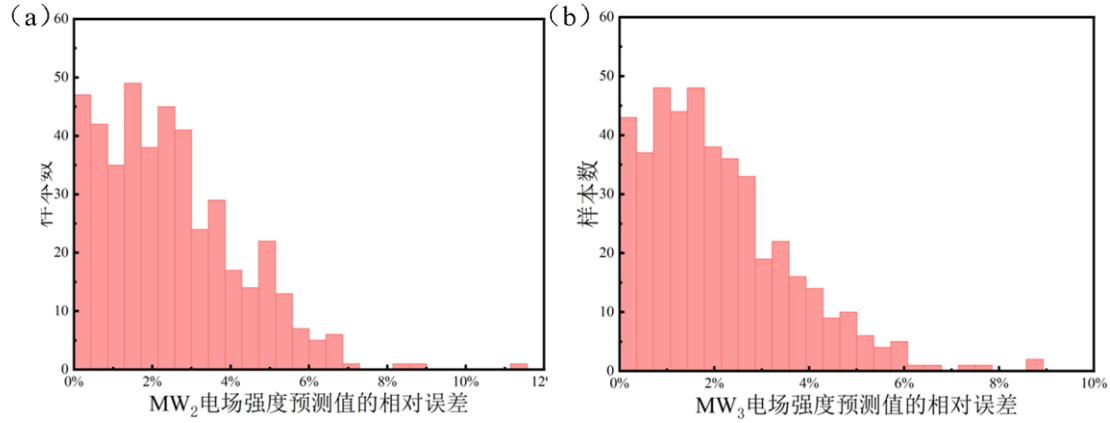


图 7 实验结果图 （a）MW_2 电场强度预测值的相对误差分布图；（b）MW_3 电场强度预测值的相对误差分布图

Fig. 7.Experimental results: (a) Distribution of relative errors for the predicted electric field strength of MW_2; (b) Distribution of relative errors for the predicted electric field strength of MW_3.

上述结果表明，该模型不局限于特定频率组合，可拓展至其他频率组合及复杂电磁环境下的多频微波同步测量，并取得较高的预测精度，为复杂电磁环境下多频微波测量提供了技术路径。

4 结　论

本文针对基于里德堡原子微波电场测量理论模型和光谱特性复杂、待测微波频率与电场强度难以同步提取的问题，提出了“残差连接-共享特征-多任务输出”算法架构，构建融合残差卷积网络与Transformer的多任务深度学习模型。以参考微波与单频待测微波共同作用的双频场景为基础，通过实验原子光谱实现了基于参考数据集的待测微波频率识别与电场强度预测。在17.038 GHz参考微波与28.916 GHz附近待测微波共同作用的实验中，模型能够有效描述多重缀饰态光谱与微波参数间的非线性映射关系。抗噪声鲁棒性仿真测试进一步表明，模型在不同噪声水平下仍能保持较好的频率与电场强度预测性能。进一步的拓展实验中，在17.042 GHz参考微波作用下，模型实现了对28.916 GHz和39.385 GHz两路待测

录用稿件，非最终出版稿

微波参数的同时解析，两路待测微波电场强度预测的平均相对误差均小于2.5%，显示出模型在待测频点及待测微波数量方面的拓展潜力。后续工作将利用微波暗室标准电场环境构建标准化参考数据集，进一步研究模型在不同频率组合和更多待测微波共同作用场景下的适用性，并开展微波计量标准比对验证，以期为里德堡原子微波传感的智能解析与工程应用提供参考。

参考文献

[1] Comparat D, Pillet P 2010 *J. Opt. Soc. Am. B* **27** A208

[2] Gallagher T F 2023 Rydberg Atoms, in Drake G W F ed. *Springer Handbook of Atomic, Molecular, and Optical Physics* (2nd edn.) (Cham: Springer International Publishing) pp231–240

[3] Harris S E 1997 *Phys. Today* **50** 36

[4] Cahuzac Ph, Vetter R 1976 *Phys. Rev. A* **14** 270

[5] Picque J L, Pinard J 1976 *J. Phys. B: At. Mol. Phys.* **9** L77

[6] Schlossberger N, Prajapati N, Berweger S, Rotunno A P, Artusio-Glimpse A B, Simons M T, Sheikh A A, Norrgard E B, Eckel S P, Holloway C L 2024 *Nat. Rev. Phys.* **6** 606

[7] Jing M Y, Hu Y, Ma J, Zhang H, Zhang L J, Xiao L T, Jia S T 2020 *Nat. Phys.* **16** 911

[8] Sedlacek J A, Schwettmann A, Kübler H, Löw R, Pfau T, Shaffer J P 2012 *Nat. Phys.* **8** 819

[9] Kumar S, Fan H Q, Kübler H, Sheng J T, Shaffer J P 2017 *Sci. Rep.* **7** 42981

[10] Sedlacek J A, Schwettmann A, Kübler H, Shaffer J P 2013 *Phys. Rev. Lett.* **111**

录用稿件，非最终出版稿

063001

[11] Simons M T, Haddab A H, Gordon J A, Holloway C L 2019 *Appl. Phys. Lett.* **114** 114101

[12] Jia F D, Zhang H Y, Liu X B, Mei J, Yu Y H, Lin Z Q, Dong H Y, Liu Y, Zhang J, Xie F, Zhong Z P 2021 *J. Phys. B: At. Mol. Opt. Phys.* **54** 165501

[13] Liu X B, Jia F D, Zhang H Y, Mei J, Liang W C, Zhou F, Yu Y H, Liu Y, Zhang J, Xie F, Zhong Z P 2022 *Chin. Phys. B* **31** 090703

[14] Holloway C L, Simons M T, Gordon J A, Wilson P F, Cooke C M, Anderson D A, Raithel G 2017 *IEEE Trans. Electromagn. Compat.* **59** 717

[15] Wang Y H, Jia F D, Hao J H, Cui Y, Zhou F, Liu X B, Mei J, Yu Y H, Liu Y, Zhang J, Xie F, Zhong Z P 2023 *Opt. Express* **31** 10449

[16] Hu J L, Li H Q, Song R, Bai J X, Jiao Y C, Zhao J M, Jia S T 2022 *Appl. Phys. Lett.* **121** 014002

[17] Hao L P, Xue Y M, Fan J B, Bai J X, Jiao Y C, Zhao J M 2020 *Chin. Phys. B* **29** 033201

[18] Jia F D, Liu X B, Mei J, Yu Y H, Zhang H Y, Lin Z Q, Dong H Y, Zhang J, Xie F, Zhong Z P 2021 *Phys. Rev. A* **103** 063113

[19] Wang Y X, Liu Y Q, Zhang Q Y, Gong P W, Xie W, Wu Z N, Jia F D, Zhong Z P 2024 *AIP Adv.* **14** 105137

[20] Yan H M, Gao T S, Jing M Y, Yang W G, Zhang H, Liu Z K, Xie J Y, Xiao L T, Jia S T, Zhang L J 2025 *Chin. Phys. Lett.* **42** 120601

[21] Jayaseelan M, Rotunno A P, Prajapati N, Berweger S, Artusio-Glimpse A B, Simons M T, Holloway C L 2023 *Phys. Rev. A* **108** 033712

录用稿件，非最终出版稿

[22] Liu Q, Ruan W M, Yuan J B, Zheng S Y, Wang H, Zhang J, Song Z F, Qu J F 2026 *Phys. Rev. A* **113** 012808

[23] Du Y J, Cong N, Wei X G, Zhang X N, Luo W H, He J, Yang R F 2022 *AIP Adv.* **12** 065118

[24] Meyer D H, Hill J C, Kunz P D, Cox K C 2023 *Phys. Rev. Appl.* **19** 014025

[25] Allinson G, Jamieson M J, Mackellar A R, Downes L, Adams C S, Weatherill K J 2024 *Phys. Rev. Res.* **6** 023317

[26] Prajapati N, Long D A, Artusio-Glimpse A B, Bresler S M, Holloway C L 2025 *Nat. Commun.* **16** 11054

[27] Liu Z K, Zhang L H, Liu B, Zhang Z Y, Guo G C, Ding D S, Shi B S 2022 *Nat. Commun.* **13** 1997

[28] Xie Y P, Lei M W, Xing Z, Zhang J Q, Dong W B, Shi M 2025 *J. Appl. Phys.* **138** 114401

录用稿件，非最终出版稿

Microwave Electric Field Measurement with Rydberg Atoms Using a Residual Convolutional-Transformer Network*

LU Fangzhe[1)], LIU Qing[2)], RUAN Weimin[2)], SONG Zhenfei[1),2)†], QU Jifeng[1)†]

1) (National Institute of Metrology, Beijing 100029, China;)

2) (Shenzhen Institute for Technology Innovation, NIM, Shenzhen, 518107, China)

Abstract

The characterization of complex microwave electric fields remains challenging for precision microwave electrometry using Rydberg atoms. When multiple microwave fields interact simultaneously with Rydberg atoms, multiple dressed-state splittings and overlapping spectral features are produced. The resulting nonlinear relationships between atomic spectra and microwave parameters complicate analytical inversion using semiclassical methods. To address this challenge, a multitask deep learning model combining a residual convolutional neural network (CNN) with a Transformer is proposed. The model exploits spectral responses arising from quantum coherence and microwave dressing. Atomic spectra acquired under the simultaneous application of a known reference microwave field and a field under test are used as model inputs. The model is trained using a reference dataset to predict the frequency and electric field strength of the field under test. The architecture combines residual connections, shared features, and multiple task-specific outputs. A one-dimensional CNN extracts local spectral features, including peak positions, linewidths, and splitting intervals, while residual connections facilitate feature propagation through deeper layers. The Transformer captures global correlations across different spectral regions, integrating local features with the overall spectral structure. Shared features are fed into separate multilayer perceptron output heads for frequency and electric field strength prediction, enabling end-to-end inference from measured atomic spectra.

An experimental reference dataset was constructed using atomic spectra acquired with a reference field at 17.038 GHz and a field under test near 28.916 GHz. Spectra were analyzed for fields under test at 28.914, 28.916, 28.918 and 28.920 GHz, with the reference field fixed at 17.038 GHz. On a held-out test set, the model achieved a frequency classification accuracy of 99.82% for these four frequencies, with an adjacent frequency spacing of 2 MHz. Electric field strength predictions yielded a mean relative error of 0.89% and a coefficient of determination (R^2) of 0.9981. These results indicate that the model effectively learns the nonlinear mapping between dressed-state spectral features and microwave parameters. Noise robustness was numerically evaluated by adding zero-mean Gaussian white noise to the measured spectra, with training and test noise standard deviations varied independently. At a training noise standard deviation of 2.5, frequency classification accuracy was 94.1–99.8% and R^2 for electric field strength prediction was 0.978–0.997 across nine test noise levels (standard deviations 0–4.0). The results indicate that both frequency and electric field strength can still be predicted under different noise levels. To assess applicability to different frequency combinations and larger numbers of microwave fields under test, the experiments were extended to a multifrequency configuration. A reference field at 17.042 GHz was combined with two fields under test at 28.916 and 39.385 GHz. Using a reference dataset constructed for this configuration, the model simultaneously predicted the electric field strengths of both fields under test. For the fields at 28.916 and 39.385 GHz, the R^2 values were 0.9855 and 0.9886, respectively, with corresponding mean relative errors of 2.47% and 2.09%. These results demonstrate the model's adaptability to different microwave frequencies and its scalability to

larger numbers of fields under test.

This work provides a data-driven approach to Rydberg-atom-based multifrequency microwave sensing and parameter extraction for complex microwave electric fields. In future work, a standardized reference dataset will be constructed using atomic spectra acquired under standard electric-field conditions in a microwave anechoic chamber. The applicability of the model will be further investigated for different frequency combinations and configurations involving a larger number of simultaneously applied microwave fields under test. Comparisons with microwave metrology standards will also be conducted for validation.

Keywords: Rydberg atoms, Microwave Measurement, Deep Learning, Residual Convolutional Network

* Project supported by the Guangdong Provincial Quantum Science Strategic Special Project (Grant No. GDZX2305003 And GDZX2505001)

† SONG Zhenfei.E-mail:songzf@nim.ac.cn
† QU Jifeng.E-mail: qujf@nim.ac.cn
LU Fangzhe.E-mail:18230062980@163.com

录用稿件，非最终出版稿