

物理驱动的中波红外光谱压缩编码与重建

王陆洋 梁静秋 赵百轩 聂海涛 陈宇鹏 赵莹泽 郑凯丰 秦余欣 王维彪 刘钰 李资政 吕金光

Physics-driven mid-wave infrared spectral compressed encoding and reconstruction

WANG Lu-yang, LIANG Jing-qiu, ZHAO Bai-xuan, NIE Hai-tao, CHEN Yu-peng, ZHAO Ying-ze, ZHENG Kai-feng, QIN Yu-xin, WANG Wei-biao, LIU Yu, LI Zi-zheng, LV Jin-guang

引用本文:

王陆洋, 梁静秋, 赵百轩, 聂海涛, 陈宇鹏, 赵莹泽, 郑凯丰, 秦余欣, 王维彪, 刘钰, 李资政, 吕金光. 物理驱动的中波红外光谱压缩编码与重建[J]. *中国光学*, 优先发表. doi: 10.37188/CO.2026-0015

WANG Lu-yang, LIANG Jing-qiu, ZHAO Bai-xuan, NIE Hai-tao, CHEN Yu-peng, ZHAO Ying-ze, ZHENG Kai-feng, QIN Yu-xin, WANG Wei-biao, LIU Yu, LI Zi-zheng, LV Jin-guang. Physics-driven mid-wave infrared spectral compressed encoding and reconstruction[J]. *Chinese Optics*, In press. doi: 10.37188/CO.2026-0015

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/CO.2026-0015>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

双有源区结构4.7 μm 中波红外量子级联激光器

4.7 μm mid-wave infrared quantum cascade laser with double active region structure

中国光学 (中英文). 2024, 17(5): 1042 <https://doi.org/10.37188/CO.2023-0239>

红外双波段制冷型变焦Offner型光谱成像系统设计

Design of an infrared dual-band cooled zoom focal Offner-type spectral imaging optical system

中国光学 (中英文). 2025, 18(6): 1327 <https://doi.org/10.37188/CO.2025-0080>

基于深度学习的Fano共振超材料设计

Fano resonances design of metamaterials based on deep learning

中国光学 (中英文). 2023, 16(4): 816 <https://doi.org/10.37188/CO.2022-0208>

中波红外成像系统冷反射抑制

Narcissus suppression of medium-wave infrared imaging system

中国光学 (中英文). 2023, 16(6): 1414 <https://doi.org/10.37188/CO.2023-0008>

制冷型被动式消热差红外光学系统设计

Passive athermalization design of a cooled infrared optical system

中国光学 (中英文). 2023, 16(4): 853 <https://doi.org/10.37188/CO.2022-0205>

基于深度学习的空间脉冲位置调制多分类检测器

Spatial pulse position modulation multi-classification detector based on deep learning

中国光学 (中英文). 2023, 16(2): 415 <https://doi.org/10.37188/CO.2022-0106>

文章编号 2097-1842(xxxx)x-0001-16

物理驱动的中波红外光谱压缩编码与重建

王陆洋^{1,2}, 梁静秋¹, 赵百轩¹, 聂海涛¹, 陈宇鹏¹, 赵莹泽¹, 郑凯丰¹,

秦余欣¹, 王维彪¹, 刘 钰¹, 李资政^{3*}, 吕金光^{1*}

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所 光学系统先进制造全国重点
实验室, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 中山大学天琴中心 & 物理与天文学院, 国家航天局引力波研究中心, 天琴前沿科学
中心, 天琴计划教育部重点实验室, 广东 珠海 519082)

摘要:针对现有适配可见光波段的光谱压缩感知重建算法难以实现中波红外尖锐气体吸收光谱高精度重建的问题, 本文提出了一种物理驱动的中波红外光谱压缩编码与重建网络架构, 旨在实现中波红外尖锐气体吸收光谱的高精度重建。该网络以双分支中波红外光谱重建网络为核心模块, 能够分别通过平滑背景重建分支和特征吸收重建分支分别实现平滑背景对数光谱与尖锐气体特征吸光度的精准重建。通过信息融合、物理量转换与全连接层后处理实现中波红外气体吸收光谱的高准确度重建。在对 3.7~4.8 μm 波段 45 通道的实际场景气体吸收光谱进行重建的实验中, 本文提出的方法达到了峰值信噪比大于 28.159 dB、光谱角映射优于 0.053 rad 的性能指标, 对于图像分辨率为 320×256 的数据立方体重建时间约为 0.65 s。该方法有效突破了中波红外光谱高精度重建的技术瓶颈, 兼具物理驱动的可解释性与数据驱动的泛化能力, 为中波红外压缩感知光谱重建提供了可行技术路径, 具有显著的实际应用潜力。

关键词: 中波红外; 光谱成像; 压缩感知; 深度学习

中图分类号: TP394.1; TH691.9 文献标志码: A doi: 10.37188/CO.2026-0015 CSTR: 32171.14.CO.2026-0015

收稿日期: xxxx-xx-xx; 修订日期: xxxx-xx-xx

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 62575282, No. 62405317, No. 62305339, No. 61805239); 吉林省科技发展计划项目 (No. 20260102305JC); 中国科学院青年创新促进会基金 (No. 2018254); 吉林省与中国科学院科技合作高技术产业化专项资金项目 (No. 2024SYHZ0049)

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 62575282, No. 62405317, No. 62305339, No. 61805239); Science and Technology Development Plan Project of Jilin Province (No. 20260102305JC); Youth Innovation Promotion Association of the Chinese Academy of Sciences (No. 2018254); Jilin Province and Chinese Academy of Sciences Science and Technology Cooperation High Tech Special Fund Project (No. 2024SYHZ0049).

Physics-driven mid-wave infrared spectral compressed encoding and reconstruction

WANG Lu-yang^{1,2}, LIANG Jing-qiu¹, ZHAO Bai-xuan¹, NIE Hai-tao¹, CHEN Yu-peng¹, ZHAO Ying-ze¹, ZHENG Kai-feng¹, QIN Yu-xin¹, WANG Wei-biao¹, LIU Yu¹, LI Zi-zheng^{3*}, LV Jin-guang^{1*}

(1. State Key Laboratory of Advanced Manufacturing for Optical Systems, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. MOE Key Laboratory of TianQin Mission, TianQin Research Center for Gravitational Physics & School of Physics and Astronomy, Frontiers Science Center for TianQin, Gravitational Wave Research Center of CNSA, Sun Yat-sen University (Zhuhai Campus), Zhuhai 519082, China))

* Corresponding author, E-mail: lizizh@mail.sysu.edu.cn; jinguanglv@163.com

Abstract: Aiming at the problem that existing spectral compressed sensing algorithms adapted to the visible band are difficult to achieve high-precision reconstruction for sharp gas absorption features in the mid-wave infrared (MWIR) spectra, this paper proposes a physics-driven MWIR spectral compressed encoding and reconstruction network to realize high-precision reconstruction of MWIR spectra with sharp gas absorption features. The dual-branch MWIR spectral reconstruction network serves as the core module of the proposed framework. Specifically, the network consists of two parallel branches, namely the smooth background reconstruction branch and the characteristic absorption reconstruction branch, which respectively realize the accurate reconstruction of smooth background logarithmic spectrum and sharp gas characteristic absorbance. Subsequently, high-accuracy reconstruction of MWIR gas absorption spectra is achieved through information fusion, physical quantity conversion, and post-processing with fully connected layers. Experimental results on the reconstruction of gas absorption spectra within the 3.7–4.8 μm band with 45 channels in real-world scenarios demonstrate that the proposed method achieves a peak signal-to-noise ratio (PSNR) of more than 28.159 dB and a spectral angle mapper (SAM) value of better than 0.053 rad. For a data cube with an image resolution of 320×256, the reconstruction time is approximately 0.65 seconds. This method effectively breaks through the technical bottleneck of high-precision MWIR spectral reconstruction, and it features both the interpretability of physics-driven models and the generalization capability of data-driven models. It provides a feasible technical path for MWIR spectral compressed sensing and exhibits significant potential for practical applications.

Key words: Mid-wave infrared; Spectral imaging; Compressed sensing; Deep learning

1 引言

全球工业化的持续推进,使得温室气体与污染性气体排放问题日益严峻,对人类生命财产安全及正常生活造成不利影响^[1],亟需高效精准的监测手段捕捉其实时排放动态。中波红外光谱成

像技术可在分子指纹光谱区同步获取图像与像素级光谱信息,凭借特征吸收峰对应分子振动模式的优势,在气体定性与定量分析中表现突出^[2-3],为区域尺度排放监测提供了可行路径。当前,该领域研究多聚焦于傅里叶变换成像光谱仪^[4-5]、编码孔径成像光谱仪^[6]以及基于色散的成像光谱仪^[7-8]。但这几类光谱成像仪器存在结构复杂、成

本高昂、环境适应性弱等局限,多数仅适用于实验室场景,与气体排放监测实际需求的结构简单、微型便携、快速测量要求存在显著适配差距。

近年来发展的基于宽带光谱编码与解码的计算光谱成像技术^[9-14],通过融合光学系统的光谱编码与后端算法的光谱解码过程,有效弥补了传统光谱成像仪器的局限性。该技术借助精心设计的器件对光谱数据立方体进行压缩编码,在压缩感知框架下,仅需少量压缩测量结果即可重建多通道光谱数据,为实现光谱成像仪器的轻量化提供了可行路径。

当前,基于光谱编码与解码的光谱重建研究多聚焦于可见光波段,其光谱重建算法主要可划分为两类。一类是基于迭代稀疏重建的算法^[15-19],使用经典优化重建算法实现光谱重建。另一类是基于深度学习的数据驱动型光谱重建算法^[20-26],在可见光波段高压缩比场景下已能实现较高重建准确度,且支持快照高光谱成像^[22-25, 27],展现出显著技术优势。

然而,基于深度学习的数据驱动型光谱重建算法高度依赖大规模数据训练模型,而气体监测核心应用的中波红外波段,目前尚缺乏足够规模的高质量数据集支撑。此外,中波红外气体吸收光谱大多含有尖锐的吸收特征。尤其是在高稀疏度限制下,适配可见光波段的重建算法难以对中波红外光谱中的尖锐物质指纹特征实现高精度重建。这直接导致已有的深度学习方法对于中波红

外光谱的重建准确度难以满足实际需求,进而成为制约相关技术进一步发展与落地应用的关键瓶颈。

针对上述问题,本文提出一种物理驱动的中波红外光谱压缩编码与重建网络架构,旨在实现中波红外波段气体吸收光谱的高精度压缩感知重建。中波红外光谱信号本质上可分解为平滑背景信号与尖锐吸收信号两类成分的组合。基于这一特性,本文设计双分支中波红外光谱重建网络,能够对两类信号成分分别实施针对性重建。重建网络将两类成分的重建结果经信息融合、物理量变换及全连接网络后处理等步骤处理后,最终输出高精度的中波红外光谱重建结果。光谱重建的仿真结果与实验结果均验证了本文提出方法的有效性。

2 中波红外压缩感知光谱成像模型

2.1 基于多光谱滤光阵列的光谱成像物理模型

基于多光谱滤光阵列的场景光谱信息压缩测量的过程如图 1(a) 所示。目标场景的光谱数据立方体经过滤光阵列调制与光学系统成像后,在探测器处形成该光谱数据立方体的投影。在这个过程中,目标场景的光谱信息通过不同滤光单元调制编码,最终在探测器处得到积分后的光强信息。这个过程中具体的光谱调制编码过程如图 1(b) 所示。

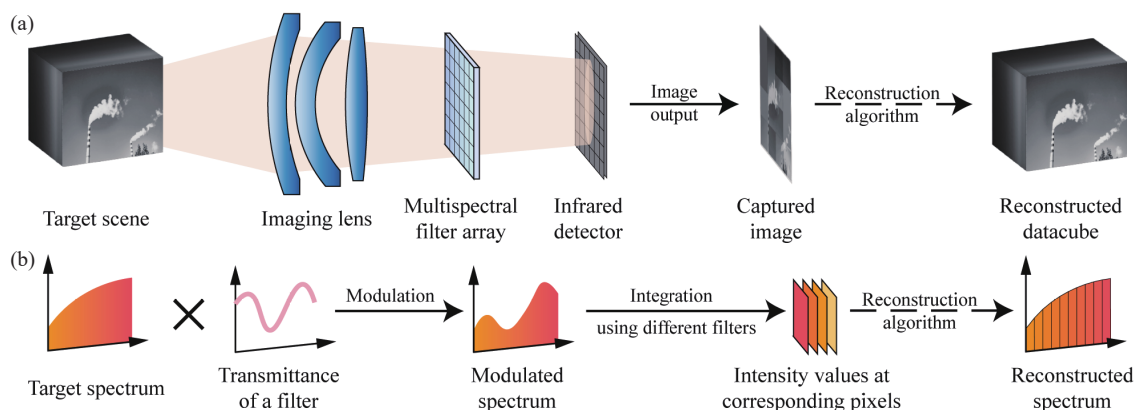


图 1 基于多光谱滤光阵列的压缩感知光谱成像原理。(a) 光谱成像过程示意图。(b) 光谱信号处理流程。

Fig. 1 Schematic of the mid-wave infrared spectral imaging using the multispectral filter array. (a) The spectral imaging process. (b) The spectral signal processing workflow.

针对场景中某一位置的光谱 $H(\lambda)$ (波段范围为 λ_{min} 到 λ_{max} , 光谱通道数为 N) 进行探测,若采用

的滤光单元种类数为 M , 则探测器输出图像中,对应第 i 种滤光单元位置处的强度为

$$I_i = \int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} H(\lambda) R_i(\lambda) d\lambda + e_i, \quad (1)$$

式中, $H(\lambda)$ 为场景中的光谱, e_i 为系统噪声, $R_i(\lambda)$ 为使用第 i 种滤光片时波长 λ 处的系统光谱响应, 满足

$$R_i(\lambda) = T_{ithfilter}(\lambda) \times T_{system}(\lambda) \times R_{sensor}(\lambda), \quad (2)$$

其中, $T_{ithfilter}(\lambda)$ 为第 i 种滤光单元的光谱透过率, 可以由光学薄膜结构计算得出, $T_{system}(\lambda)$ 为系统中除滤光阵列外其余部分的光谱透过率, $R_{sensor}(\lambda)$ 为探测器的光谱响应函数, 可通过系统标定实验获取。

忽略系统噪声 e_i , 将所有 M 种滤光单元的测量结果整合为矩阵形式, 可得

$$\mathbf{I} = \mathbf{R} \cdot \mathbf{H}, \quad (3)$$

式中, $\mathbf{I} \in \mathbb{R}^M$ 为目标光谱经多个滤光单元调制与积分后得到的像素值向量, $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^N$ 为场景目标光谱向量, $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{M \times N}$ 为 M 个系统光谱响应曲线组成的测量矩阵。

公式 (3) 中, 如果 \mathbf{I} 的维度低于 \mathbf{H} 的维度, 即 $M < N$ 时, 该方程就成为了一个欠定方程。此时, 求解原始光谱向量 \mathbf{H} 的逆问题是一个病态问题, 此类病态问题可以利用光谱固有的稀疏特性实现有效求解。

2.2 对数光谱与朗伯-比尔定律

场景中的背景光谱经过气体调制的过程可以表示为

$$\mathbf{H}_{modulated} = \mathbf{T}_{gas} \circ \mathbf{H}_{bg}, \quad (4)$$

式中, $\mathbf{H}_{modulated} \in \mathbb{R}^N$ 为调制后的光谱向量, $\mathbf{T}_{gas} \in \mathbb{R}^N$ 为气体的光谱透过率向量, $\mathbf{H}_{bg} \in \mathbb{R}^N$ 为背景光谱向量, \circ 代表逐元素相乘的哈达玛积运算。在神经网络中, 这种逐元素相乘的运算不利于梯度的反向传播。为了解决这个问题, 本文利用对数变换的特性, 将非线性的逐元素相乘运算转化为线性相加运算以实现不同类型特征的融合, 为神经网络的梯度反向传播创造有利条件。

若将光谱向量与气体透过率向量进行负对数变换, 即通过

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_{sum} &= -\log_{10} \mathbf{H}_{modulated} \\ \mathbf{A}_{gas} &= -\log_{10} \mathbf{T}_{gas} \\ \mathbf{A}_{bg} &= -\log_{10} \mathbf{H}_{bg}, \end{aligned} \quad (5)$$

将公式 (4) 中的光谱物理量进行转换, 可得

$$\mathbf{A}_{sum} = \mathbf{A}_{gas} + \mathbf{A}_{bg}, \quad (6)$$

式中, $\mathbf{A}_{sum} \in \mathbb{R}^N$ 为叠加的对数光谱, $\mathbf{A}_{gas} \in \mathbb{R}^N$ 为气体吸光度向量, $\mathbf{A}_{bg} \in \mathbb{R}^N$ 为背景辐射的对数光谱。

通过光谱的对数变换与透过率的物理量转换, 气体透过率对光谱信号的相乘调制过程被成功转化为对数光谱与气体吸光度的相加过程, 大幅降低了神经网络的训练难度。

此外, 气体吸光度的引入还为浓度识别提供了便利。根据朗伯-比尔定律, 气体在波长 λ 处的吸光度 $A(\lambda)$ 满足

$$A(\lambda) = K_g(\lambda) l c, \quad (7)$$

式中, $K_g(\lambda)$ 为气体在波长 λ 处的吸收系数, l 为吸收光程 (即光在气体中通过的长度), c 为气体的浓度。结合公式 (6) 与公式 (7), 对于含有 m 种组分的混合气体, 只需求解各组分的浓度程长积向量 $\hat{\mathbf{p}}_r \in \mathbb{R}^m$, 将其与单位浓度、单位光程下气体的吸光度矩阵 $\mathbf{A}_{ref} \in \mathbb{R}^{m \times N}$ 的转置相乘, 即可得到混合气体系统的总吸光度 $\hat{\mathbf{A}}_{gas} \in \mathbb{R}^N$, 即

$$\hat{\mathbf{A}}_{gas} = \mathbf{A}_{ref}^T \hat{\mathbf{p}}_r, \quad (8)$$

这样就通过简单线性运算实现了多组分混合气体系统吸光度的高效求解。

中波红外光谱对应的对数光谱信号可以看作平滑背景对数光谱成分与尖锐气体吸光度成分的组合, 因此有

$$\hat{\mathbf{A}}_{total} = \hat{\mathbf{A}}_{bg} + \hat{\mathbf{A}}_{gas}, \quad (9)$$

式中, $\hat{\mathbf{A}}_{total}$ 为重建的场景某点处的总对数光谱信号, $\hat{\mathbf{A}}_{bg}$ 为重建的场景背景对数光谱信号, $\hat{\mathbf{A}}_{gas}$ 为重建的混合气体总吸光度信号。叠加完成后, 通过

$$\hat{\mathbf{H}} = 10^{-\hat{\mathbf{A}}_{total}}, \quad (10)$$

即可将对数光谱向量转化为光谱向量。

公式 (9) 和公式 (10) 说明, 在气体吸收光谱重建任务中, 可以分别对平滑背景对数光谱成分与尖锐气体吸光度成分进行回归重建, 经叠加融合与物理量转换后即可得到最终光谱重建结果。

鉴于深度学习方法在逆问题求解方面的独特优势, 结合上述物理模型分析, 本文基于多分支神经网络架构, 设计不同的神经网络分支分别求解平滑背景对数光谱成分与尖锐气体吸光度成分,

经信息融合与物理量转换即可实现光谱重建。基于此思路, 本文提出了物理驱动的中波红外光谱压缩编码与重建网络, 旨在实现高精度中波红外气体吸收光谱的压缩感知重建。

3 物理驱动的光谱重建网络

3.1 网络总体架构

基于前文分析, 本文提出一种物理驱动的中波红外光谱压缩编码与重建网络架构。该网络为一维光谱信号重建神经网络, 核心设计思路在于以中波红外光谱成像的物理链路及信号构成特性主导网络总体架构设计, 而非单纯叠加物理约

束。通过将核心物理机制深度融入网络架构, 该网络专门适配具有平滑背景和尖锐吸收特征的中波红外气体吸收光谱重建任务, 其基本工作流程如图 2 所示。

首先, 利用前向建模网络, 可由可学习的滤光片组结构参数求解出滤光片组的光谱透过率参数。中波红外光谱信号与滤光片组光谱透过率矩阵相乘后, 得到对应的压缩测量结果。将该压缩测量结果输入双分支光谱重建网络, 分别通过平滑背景重建分支与特征吸收重建分支对背景对数光谱成分与特征吸收吸光度成分开展重建, 再经双分支信息融合、物理量转换及全连接网络后处理, 最终输出重建后的中波红外光谱信号。

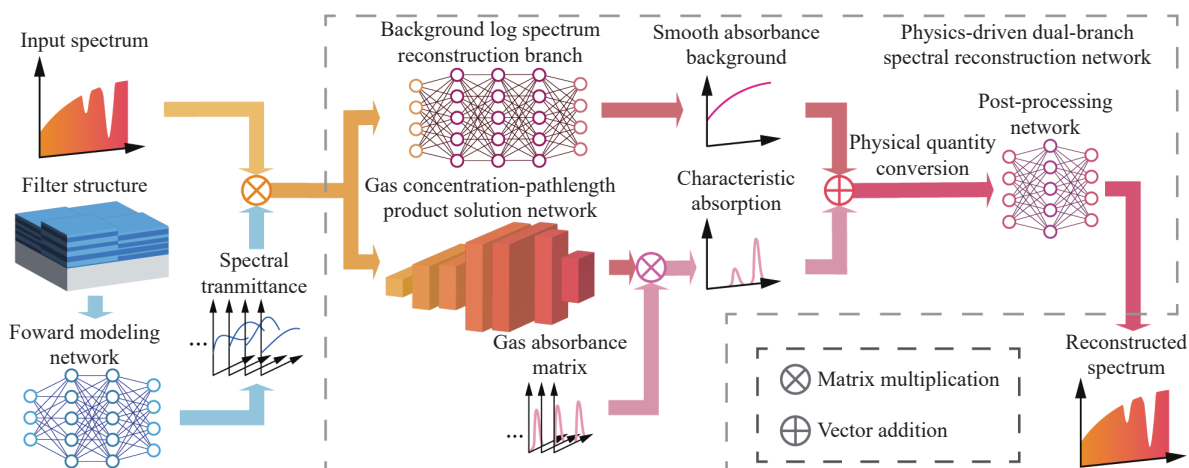


图 2 物理驱动的中波红外光谱压缩编码与重建网络原理

Fig. 2 Schematic of the physics-driven mid-wave infrared spectral compressed encoding and reconstruction network

下文将该神经网络的各部分展开详细阐述。

3.2 滤光片的前向建模网络

滤光片的前向建模网络用于根据滤光片结构求解其光谱透过率, 核心功能为学习滤光片结构参数(即光学薄膜各层厚度)与光谱透过率之间的映射关系, 从而实现物理参数到光学响应的精准建模。该网络由六层线性全连接层构成, 本质是一种多层感知机, 尤其适用于训练集数据量充足场景下的平滑信号回归任务。

前向建模网络采用预训练模式。在训练中波红外光谱重建神经网络前, 需要先在设定的结构参数范围内随机生成滤光片结构, 并计算对应光谱透过率, 以此构建数据集完成前向建模网络的独立训练。训练完成后, 将预训练好的前向建模网络加载至光谱编码与重建网络中, 并冻结其所有参数。在光谱重建网络训练过程中, 前向建模网络保

持固定的输入输出映射关系, 进而实现双分支中波红外光谱重建网络与滤光片结构参数的联合优化。

3.3 双分支中波红外光谱重建网络

双分支中波红外光谱重建网络设计的核心依据源于中波红外光谱信号的物理构成特性。中波红外光谱信号可看作平滑背景辐射成分与气体特征吸收成分的组合, 两类成分的特征尺度与分布规律具有显著差异。采用双分支的网络结构可对两类成分开展针对性特征提取与重建, 有效提升模型的学习效率与特征表达能力。

该双分支网络包含平滑背景重建分支与特征吸收重建分支, 分别聚焦平滑背景对数光谱与气体特异性吸收进行精准学习和重建。两分支输出的回归结果经叠加后, 得到场景目标点处总的对数光谱数据。再对总对数光谱进行物理量变换, 经过两层全连接层组成的后处理网络处理, 即可

得到目标点的光谱信号,完成光谱重建流程。

平滑背景重建分支专门用于光谱平滑背景成分的回归重建,与前向建模网络类似,其同样为多层感知机网络,由八层全连接层构成。将物理映射层输出的压缩测量结果输入该分支,可实现平滑背景对数光谱信号的压缩感知重建。

特征吸收重建分支是实现气体特征吸收

高精度重建的核心分支,其核心模块为注意力增强的一维残差浓度程长积预测网络,网络结构如图 3(a) 所示。该网络可从滤光片编码的物理输入中,精准提取气体成分的特征吸收信息并输出各气体的浓度程长积,其核心构成包括初始卷积块、多头通道自注意力块、注意力增强的一维残差块与分类器四部分。

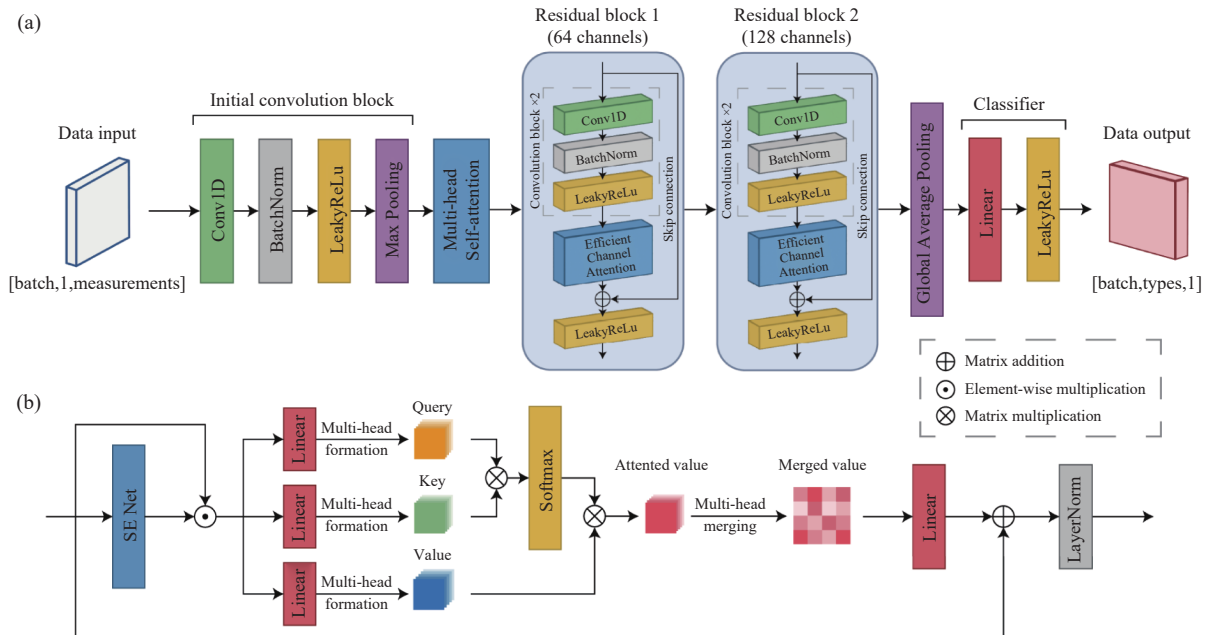


图 3 注意力增强的一维残差浓度程长积预测网络结构。(a) 网络的总体结构图;(b) 多头自注意力模块结构图

Fig. 3 Schematic of the attention enhanced 1D residual network for concentration-pathlength product prediction. (a) Schematic of the overall network. (b) Schematic of the multi-head self-attention module.

针对输入压缩测量结果为短序列的特性,本文在初始卷积块后设计了适配短序列的多头通道自注意力模块,为一维残差浓度程长积预测网络提供定向特征识别引导,其结构如图 3(b) 所示。该模块遵循“通道注意力加权-QKV 投影-注意力计算-残差融合”的核心逻辑。模块首先引入挤压和激励通道注意力模块 (Squeeze-and-Excitation Network, SENet)^[28],对输入特征进行通道维度自适应加权,强化关键通道的特征表达并抑制冗余信息。随后通过线性层完成 Q(Query, 查询), K(Key, 键)和 V(Value, 值)的投影,将它们分散至多个注意力头进行并行计算。最终将各注意力头的结果重塑合并,经线性层投影、残差连接及层归一化完成特征融合。该模块通过通道注意力与多头自注意力的协同作用,既捕捉了短序列压缩测量结果的全局依赖关系,又实现了通道维度的自适应权重选择,为后续残差网络的特征学习提供高质量输入。

为了强化光谱特征的通道特异性表达,本文设计了注意力增强的一维残差块,作为一维残差浓度预测网络的核心构建单元,其结构如图 3(a) 中的蓝色残差块所示。该模块在传统残差块的基础上嵌入高效通道注意力 (Efficient Channel Attention, ECA) 模块^[29],实现局部特征提取与通道自适应增强的一体化学习。

该残差块沿用主路径与跳跃连接结合的经典结构,主路径负责特征的精细化提取与增强,跳跃连接通过维度匹配保障残差连接的实现,最终输出由主路径特征与跳跃连接特征融合生成。其中, ECA 模块通过一维卷积直接学习通道权重,无需对通道维度进行降维处理,既有效避免了特征信息丢失,又能自适应选择卷积核大小以适配不同通道数。传统残差连接与 ECA 模块的结合,不仅可通过梯度回传缓解深度网络训练难题,保障深层特征有效学习,还能实现通道自适应权重调节,强化浓度程长积预测过程中关键通道的特

征表达, 抑制冗余通道的干扰, 提升特征提取的针对性与有效性。

将压缩测量结果输入上述气体浓度预测网络后, 可得到各气体成分的浓度程长积向量 $\hat{\boldsymbol{p}}_r$ 。根据公式 (8), 将不同成分气体的吸光度矩阵 \mathbf{A}_{ref} 的转置与 $\hat{\boldsymbol{p}}_r$ 相乘, 即可得到特征吸收吸光度的重建结果 $\hat{\mathbf{A}}_{gas}$, 完成气体吸收特征的精准重建。

3.4 双分支网络的信息融合

双分支网络的信息融合是实现中波红外光谱重建的关键环节。本文基于不同对数光谱成分可直接线性叠加的物理特性, 对平滑背景对数光谱与气体特征吸光度进行线性融合, 确保融合过程的物理可解释性。

根据公式 (9), 将平滑背景重建分支输出的平滑背景对数光谱 $\hat{\mathbf{A}}_{bg}$ 与特征吸收重建分支得到的气体特征吸收吸光度 $\hat{\mathbf{A}}_{gas}$ 相加, 即可得到目标场景对应点处的总对数光谱向量 $\hat{\mathbf{A}}_{total}$ 。随后根据公式 (10), 将重建的对数光谱向量转化为光谱向量, 再经全连接后处理网络进行优化调整, 最终输出光谱重建结果 $\hat{\mathbf{H}}$ 。

3.5 损失函数

本文设计的损失函数包含两部分, 分别为光谱重建均方误差项与滤光片结构正则化项。若共有 M 片滤光片, 每片滤光片具有 L 层光学薄膜, 则损失函数表达式为

$$\text{loss} = \frac{1}{N} \|\mathbf{H} - \hat{\mathbf{H}}\|_2^2 + \lambda_s \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^L R_s(t_{i,j}), \quad (11)$$

式中, $\frac{1}{N} \|\mathbf{H} - \hat{\mathbf{H}}\|_2^2$ 为光谱重建的均方误差; λ_s 为滤

光片结构正则化参数, 本研究设置 $\lambda_s = 0.01$; $R_s(\cdot)$ 为滤光片结构正则化函数; $t_{i,j}$ 为第 i 片滤光片第 j 层光学薄膜的厚度。

为保障模型训练的稳定性与梯度连续性, 滤光片结构正则化函数 R_s 采用梯度连续的软阈值 softplus 函数构建, 其表达式为

$$R_s(t) = [\text{softplus}(t_{min} - t)]^2 + [\text{softplus}(t - t_{max})]^2, \quad (12)$$

其中, t_{min} 与 t_{max} 分别为预设的膜层最小厚度与最大厚度, 用于约束薄膜厚度在合理工艺范围内; $\text{softplus}(\cdot)$ 为 softplus 函数, 其表达式为

$$\text{softplus}(x) = \frac{1}{\beta} \times \ln[1 + \exp(\beta x)], \quad (13)$$

式中, β 为 softplus 函数的形状参数, 用于控制函数的平滑程度。

公式 (12) 定义的结构正则化函数具有明确的约束效果。本研究中 softplus 函数的形状参数 β 取值为 200, 该取值可保证函数在膜层厚度边界处具备适宜的平滑程度, 兼顾梯度连续性与厚度约束的精准性。当薄膜厚度处于 $[t_{min}, t_{max}]$ 范围内时, 正则化项取值较小, 对损失函数的影响微弱。一旦厚度超出该范围, 正则化项会快速增大, 从而对模型参数更新形成强约束。相较于硬阈值正则化方法^[10], 软阈值正则化函数在厚度边界处保持梯度连续, 有效避免了梯度突变导致的训练震荡问题, 同时在边界值附近的约束效果更精准。软阈值与硬阈值正则化函数图象的对比如图 4 所示。

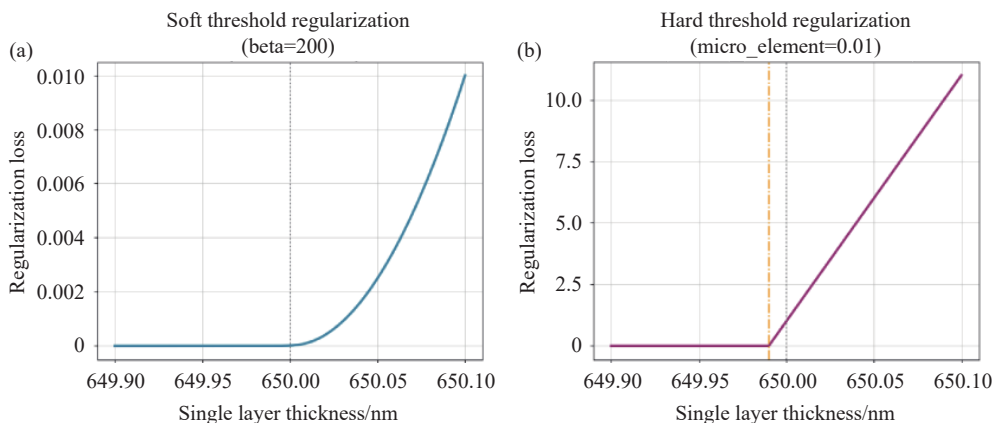


图 4 正则化函数对比图。(a) 软阈值正则化函数; (b) 硬阈值正则化函数。

Fig. 4 Comparison of regularization functions. (a) Regularization function with a soft threshold. (b) Regularization function with a hard threshold.

4 光谱重建仿真与实验结果

4.1 光谱编码与重建网络的训练

4.1.1 前向建模网络的预训练

本文采用基于光学薄膜的宽带滤光片进行光谱编码。该光学薄膜采用高低折射率膜层交替的结构,其中低折射率材料选用氟化镁,高折射率材料选用二氧化钛,基底材料为蓝宝石。多光谱滤光阵列包含 9 种滤光单元,对应光学薄膜层数为 8 层。这种结构简单的宽带滤光片在目标波段内具有较高的整体透过率,可以在保证系统信噪比的前提下,有效实现光谱调制编码功能,同时降低器件加工难度。

为了完成前向建模网络的预训练,本文首先随机生成 8 层光学薄膜中波红外宽带滤光片的结构参数,基于传输矩阵理论计算其对应光谱透过率。本文设定最小层厚为 250 nm、最大层厚为 650 nm,共生成 300 万组滤光片结构并计算其透过率,按 4:1:1 的比例划分训练集、验证集与测试集,采用峰值信噪比 (PSNR)、均方根误差 (RMSE) 和光谱角映射 (SAM) 作为网络输出精度的评价指标。前向建模网络的在测试集上运行的指标结果如表 1 所示。

表 1 前向建模网络的测试结果

Tab. 1 Testing result of the forward modeling network

指标	平均PSNR (dB)	平均RMSE	平均SAM (rad)
性能	52.713	0.002	0.002

由表 1 的测试结果可知,本文训练的前向建模网络具备极高的透过率计算精度,可为后续光谱重建网络与滤光片结构的联合优化提供高精度的滤光片结构参数支撑。

4.1.2 光谱数据集的生成

在光谱重建网络的训练数据集构建方面,由于中波红外波段尚缺乏公开可用的光谱数据立方体资源,本文采用自主构造的方法搭建数据集。结合前文的分析,中波红外气体吸收光谱具有平滑背景成分与尖锐特征吸收成分。因此在数据集构造过程中,综合考量目标温度范围(403~503 K)内中波红外普朗克辐射光谱特性,同时为保证训练集、验证集与测试集的严格独立性,本文选取平滑高斯函数作为训练集与验证集光谱的平滑背

景,生成 3.7~4.8 μm 波段内、光谱分辨率为 25 nm 的 110000 条平滑光谱信号。这些高斯函数的幅值 A_{gaussian} (以光谱通道最大值归一化)、均值位置 μ (以通道位置计) 及标准差 σ (以通道位置计) 分别满足

$$\begin{aligned} 0.2 &\leq A_{\text{gaussian}} \leq 1.3 \\ -5 &\leq \mu \leq 105 \\ 10 &\leq \sigma \leq 100 \end{aligned} \quad (14)$$

获取平滑高斯背景光谱后,将其与气体光谱透过率^[30]相乘,随后按照 10:1 的比例划分即可得到气体吸收光谱训练集与验证集。与之对应,测试集采用目标温度范围(403~503 K)内的中波红外普朗克辐射光谱信号与气体光谱透过率相乘获得。

为全面验证模型在不同吸收体系下的重建性能,结合实验光路实际情况(气体池长度为 0.3 m,光路中空气柱长度为 0.6 m),本文设计两类仿真场景,并基于两类场景对应的气体透过率构建数据集:

1) 纯目标气体吸收场景 仅考虑 0.3 m 长气体池中目标气体的吸收作用,空气柱光程设为 0 m,用于验证模型对单一气体尖锐吸收峰的基础重建能力。

2) 目标气体-空气混合吸收场景 模拟实际实验光路,包含 0.3 m 目标气体(气体池内)与 0.6 m 空气柱(气体池前后)的叠加吸收,空气柱中天然存在的二氧化碳会产生特征吸收,用于验证模型对混合组分吸收光谱的解耦重建能力。

两类场景的目标气体均选取一氧化二氮、一氧化碳、二氧化硫、二氧化碳等典型气体,设置不同体积分数(0.1%~100%),以覆盖低浓度、高浓度及饱和和吸收工况。构建数据集所用的相关典型目标气体参数如表 2 所示。

表 2 构建数据集所用两类吸收体系的气体参数

Tab. 2 Gas parameters of two types of absorption systems for constructing the dataset

吸收体系类型	目标气体	体积分数(%)	稀释气	目标气体光程(m)	空气柱光程(m)	气压(atm)
纯目标气体吸收	一氧化二氮	0.1		0.3	0	1
	一氧化二氮	1				
	一氧化碳	10	氮气			
	二氧化硫	10				
	二氧化碳	0.03				
	二氧化碳	100	无			

续表 2

吸收体系类型	目标气体	体积分数(%)	稀释气	目标气体光程(m)	空气柱光程(m)	气压(atm)
	一氧化二氮	0.1				
目标气体-空气混合吸收	一氧化二氮	1	氮气		0.6	
	一氧化碳	10				
	二氧化硫	10				

4.1.3 双分支光谱重建网络的训练

完成前向建模网络预训练与数据集构建后, 本文在 Windows 系统下, 基于 PyTorch 框架搭建如图 2 所示的物理驱动中波红外光谱编码与重建网络, 网络中气体吸光度矩阵所包含的气体种类及参数如表 3 所示。

表 3 气体吸光度矩阵中含有的气体参数

Tab. 3 Parameters of the gases in the gas absorbance matrix

气体类型	体积分数(%)	光程(m)	气压(atm)
一氧化二氮	1		
一氧化碳	10		
二氧化硫	10	0.3	1
二氧化碳	100		
二氧化碳	0.03	0.6	

本文使用 RTX4090 GPU 完成前向建模网络的预训练, 以及重建网络与滤光片结构的联合优化, 最终得到性能最优的滤光片组, 其光谱透过率如图 5 所示。将训练完成的模型在测试集上进行验证, 并与基础模型 PCSED^[10] 的性能以及模型复杂度开展对比, 结果如表 4 所示。

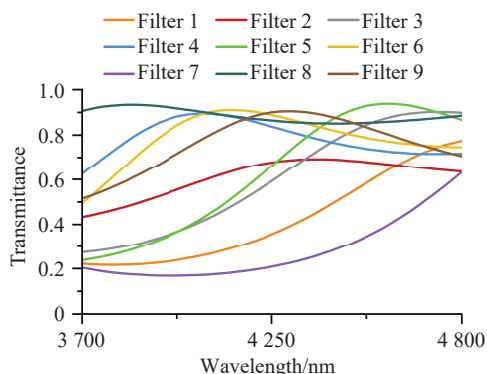


图 5 性能最优滤光片组的光谱透过率

Fig. 5 Spectral transmittance of the optimal-performance filters

从表 4 的对比结果可以发现, 本文模型在重建精度指标方面具有显著优势。从模型复杂度指

标方面来看, 本文模型的浮点运算次数与参数量相较基础模型虽略有增加, 但这一变化是为实现更高重建性能的合理权衡, 新增的注意力增强模块与双分支特征提取架构是提升特征识别与重建能力的核心设计, 其带来的复杂度增量处于可控范围。

表 4 本文模型与基础模型的对比

Tab. 4 Comparison between the model in this article and the basic model

模型	平均PSNR (dB)	平均SAM (rad)	每光谱浮点运算次数(MFLOPs)	参数量
本文模型	46.988	0.010	43.928	16.457 M
PCSED ^[10]	33.124	0.049	30.617	4.165 M

整体而言, 本文模型的浮点运算次数与参数量仍保持在合理的范围, 在大幅提升重建精度的同时, 未造成计算与模型复杂度的过度增加, 有效兼顾了光谱重建的高性能与工程应用的实用性。上述多维度的指标对比结果, 充分验证了本文所提出的物理驱动双分支网络架构及注意力增强型特征提取模块设计的科学性与有效性, 也证明了本文模型在中波红外气体吸收光谱重建任务中的综合优势。

4.2 光谱重建仿真结果

为验证模型在不同吸收体系下的适配性, 体现气体组分差异对重建效果的影响, 本文分别对纯目标气体吸收场景与目标气体-空气混合吸收场景开展光谱重建仿真, 重点分析气体浓度与组分叠加对重建精度的影响。图 6 呈现了 503 K 背景温度、0.3 m 光程条件下, 本文模型与基础模型 PCSED^[10] 对不同浓度典型气体的光谱重建结果。由图 6 可见, 本文提出的模型对典型气体吸收光谱的重建精度极高, 既能精准复现背景普朗克辐射光谱, 又可准确还原各气体尖锐吸收峰的位置与幅值。即便针对浓度低至 0.1% 的一氧化二氮(图 6(f)), 仍能维持优异的重建精度。这不仅验证了本文模型对单一气体吸收特征的精准捕捉能力, 也体现了其在不同浓度气体场景中的良好可扩展性。

反观基础模型的重建结果, 受限于特征提取与重建能力的不足, 其重建光谱中出现虚假吸收峰, 且重建背景光谱的波动程度显著高于本文模型, 这也充分印证了本文模型具备更优异的特征识别提取能力与回归重建性能。

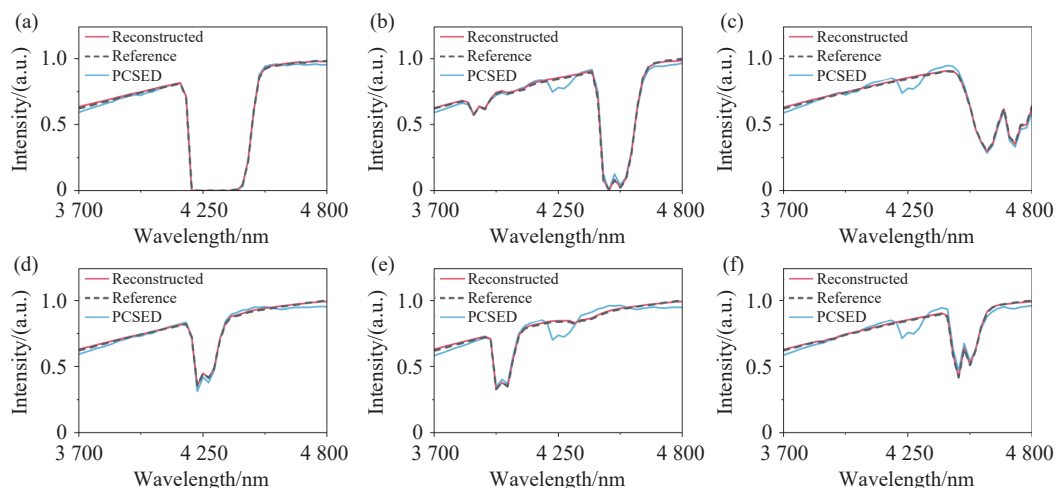


图 6 对 503 K 背景温度下典型气体吸收光谱的仿真重建结果。(a) 二氧化碳 (100%); (b) 一氧化二氮 (1%); (c) 一氧化碳 (10%); (d) 二氧化碳 (0.03%); (e) 二氧化硫 (10%); (f) 一氧化二氮 (0.1%)

Fig. 6 Simulated reconstruction results of typical gas absorption spectra at the background temperature of 503 K. (a) Carbon dioxide (100%). (b) Nitrous oxide (1%). (c) Carbon monoxide (10%). (d) Carbon dioxide (0.03%). (e) Sulfur dioxide (10%). (f) Nitrous oxide (0.1%).

为模拟实际实验中空气柱的干扰、验证模型对混合组分的解耦能力,进而体现其在复杂体系中的适用性,本文分别采用所提出的模型与基础模型,针对不同温度下 0.3 m 目标气体与 0.6 m 空气柱的混合吸收光谱开展仿真重建,结果如图 7 所示。结果表明,本文提出的模型可有效解耦目

标气体与空气柱中低浓度二氧化碳的吸收信号,无明显信号串扰现象,且在 403 K、453 K、503 K 三种不同背景温度下均能稳定还原两类组分的吸收特征,背景光谱与吸收峰的重建准确度均显著优于基础模型,充分证明了本文模型在复杂混合吸收体系中的实用价值。

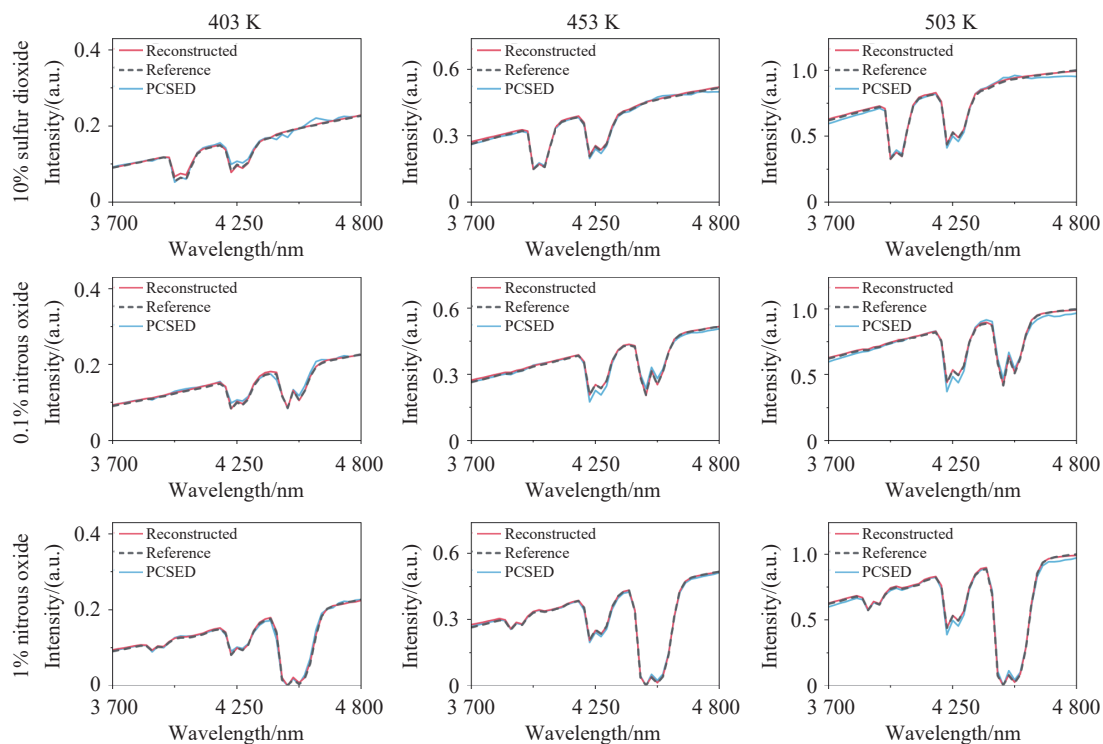


图 7 对于不同背景温度下目标气体-空气混合体系吸收光谱的仿真重建结果

Fig. 7 Simulated reconstruction results of absorption spectra of gas-air mixture systems under different temperature backgrounds

为进一步探究饱和和吸收工况下温度变量对重建精度的影响规律, 本文针对 403 K、453 K 和 503 K 温度条件下的纯二氧化碳吸收光谱进行仿真重建, 结果如图 8 所示。仿真数据显示, 温度变

化对饱和吸收峰的强度及峰位无显著影响, 本文提出的模型在不同温度环境中均能维持稳定的重建性能, 且对平滑光谱背景的重建准确度优于基础模型, 展现出良好的温度适应性。

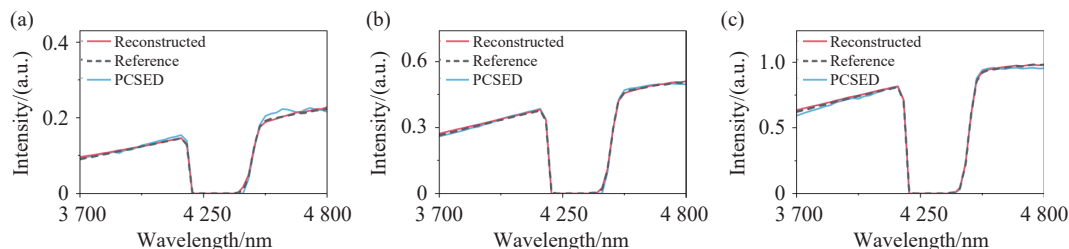


图 8 对不同背景温度下纯二氧化碳吸收光谱仿真重建结果。(a) 403 K; (b) 453 K; (c) 503 K

Fig. 8 Simulated reconstruction results of pure carbon dioxide absorption spectra under different background temperatures. (a) 403 K. (b) 453 K. (c) 503 K.

4.3 消融实验

为定量验证本文所提出神经网络中各组件对光谱重建性能的贡献, 本文设计并开展消融实验, 系统分析各模块的作用效果, 实验结果如表 5 所示。

表 5 消融实验结果

Tab. 5 Results of the ablation experiments

网络处理	平均PSNR (dB)	平均RMSE	平均SAM (rad)
原始模型	46.988	0.004	0.010
无多头注意力	42.865	0.007	0.007
无ECA	43.833	0.006	0.008
无特征吸收重建分支	38.194	0.014	0.097

从消融实验结果可以看出, 特征吸收重建分支对提升气体吸收光谱重建准确度具有显著作用。其中, 多头自注意力模块与高效通道自注意力模块可协同实现对短序列压缩测量结果的特征识别引导, 有效强化特征提取能力, 进而显著提升整体光谱重建性能。

需要说明的是, 无多头注意力时的 SAM 值 (0.007 rad) 与无 ECA 时的 SAM 值 (0.008 rad) 略低于原始模型 (0.010 rad), 该现象属于模型性能指标间的合理权衡结果。多头注意力模块与 ECA 模块的核心目标均为定向强化气体尖锐吸收峰的局部特征重建精度, 实现吸收峰峰位与幅值的精细化拟合, 但该过程会导致全局光谱轮廓的微小调整, 导致 SAM 值轻微上升。而去除上

述任一注意力模块后, 虽然全局光谱轮廓的 SAM 略优, 但其对尖锐吸收峰的局部重建误差 (峰位偏差、幅值误差) 显著增大, 同时 PSNR 远低于原始模型、RMSE 显著高于原始模型, 整体重建性能劣于原始模型。由此可见, 原始模型的指标表现更贴合中波红外气体吸收光谱定性分析与定量分析的核心需求, 即优先保证尖锐吸收特征的重建精度。后续可通过进一步开展参数调优试验, 提升模型在中波红外光谱重建任务中的综合性能。

4.4 光谱重建实验及结果

基于上述理论分析与仿真验证结果, 我们可以设计一个具有差异化光谱透过率空间分布的二维滤光阵列, 其中 9 个滤光单元以 3×3 排布构成一个超像素。理论上, 将该二维滤光片阵列与探测器阵列直接耦合, 可同步采集不同空间位置的全光谱信息, 结合图像处理算法即可实现快照式光谱成像。然而, 商业化中波红外面阵探测器已完成制冷封装, 若要在其阵列上集成滤光阵列, 需重新开发兼容制冷结构的加工工艺, 这会大幅增加实验复杂度与成本。为简化实验方案、聚焦算法有效性验证, 本文采用滤光片转轮替代滤光阵列, 制备了相应的滤光片, 通过旋转滤光片轮切换不同滤光片, 对静态目标依次拍摄, 以此模拟快照式光谱成像的图像采集过程。

为了验证本文提出模型在真实实验条件下的重建性能, 本文开展了对特定浓度气体进行光谱成像的实验, 实验装置如图 9 所示。黑体通过自身高温产生黑体辐射光谱, 经气体池中目

标气体及光路中空气的透过率调制后,形成包含空间与光谱信息的数据立方体,作为被探测目标场景。

对于 403 K、453 K 及 503 K 温度下的纯二氧化碳吸收光谱重建结果如图 10 所示,对应的光谱重建性能指标如表 6 所示。由图 10 及表 6 数据可知,模型在真实实验场景中,面对不同背景温度下纯二氧化碳饱和吸收场景,仍保持较高重建性能,能够准确复现气体吸收峰的位置与幅值,核心特征重建精度未受显著影响。

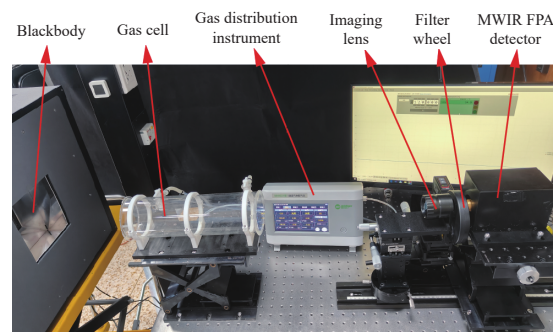


图 9 实验装置图

Fig. 9 The image of the experimental setup

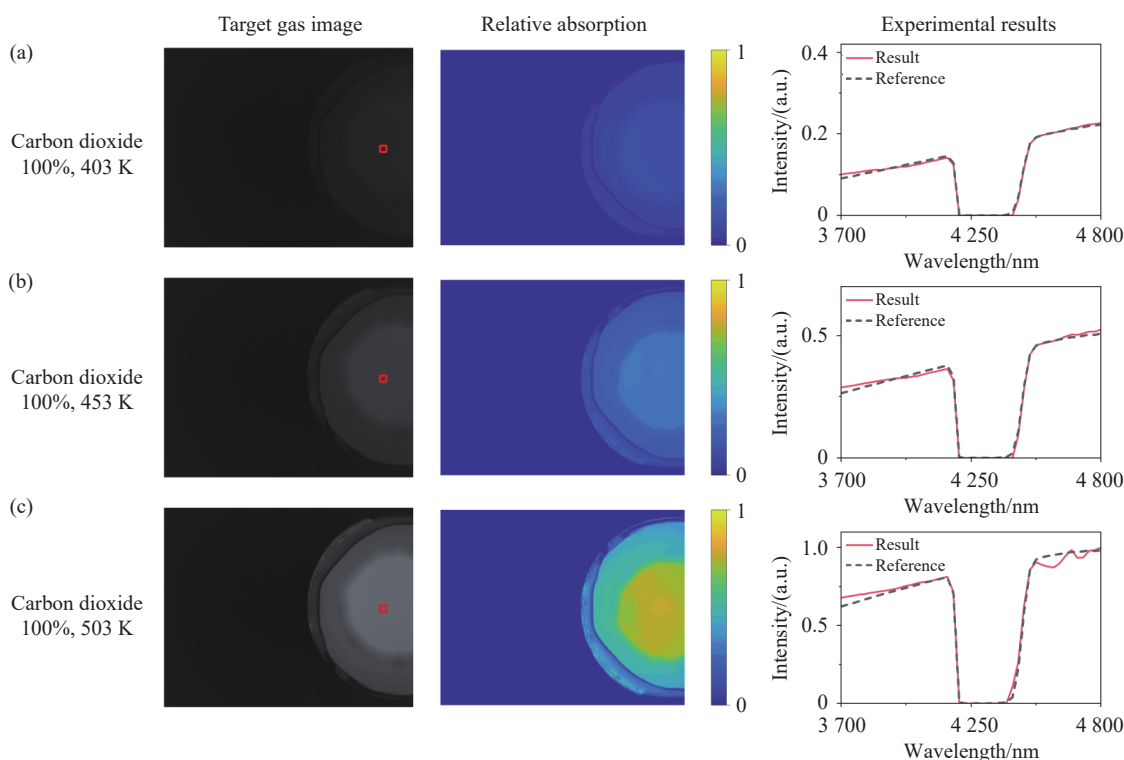


图 10 不同背景温度下纯二氧化碳吸收光谱的重建结果。(a) 403 K; (b) 453 K; (c) 503 K

Fig. 10 Reconstruction results of pure carbon dioxide absorption spectra at different background temperatures. (a) 403 K. (b) 453 K. (c) 503 K.

表 6 不同背景温度下纯二氧化碳吸收光谱重建性能

Tab. 6 Reconstruction performance of pure carbon dioxide absorption spectra at different background temperatures

温度	气体类型与浓度	PSNR (dB)	RMSE	SAM (rad)	重建时间(s)
403 K		34.861	0.004	0.029	0.640
453 K	二氧化碳100%	33.528	0.011	0.031	0.643
503 K		30.061	0.031	0.044	0.639

实验结果显示纯二氧化碳重建的 PSNR 随温度升高呈下降趋势,这主要有两方面原因。其一,

在实验中,我们采用 393~513 K 的黑体辐射光谱,通过最小二乘法对系统的光谱响应进行了标定。这种标定方法容易引入与光强相关的标定误差,进而导致强度较高的光谱信号重建产生较大的偏差。其二,高温情况下的光强会显著增强红外系统中的杂散光和冷反射。这降低了目标成像的质量,并引入了非线性系统误差,进一步降低了后续光谱重建的精度。

为进一步验证模型在真实混合气体体系中的解耦能力,本文开展了目标气体-空气混合体系吸收光谱的重建实验。503 K 温度下的混合体系的

吸收光谱重建结果如图 11 所示, 性能指标如表 7 所示。

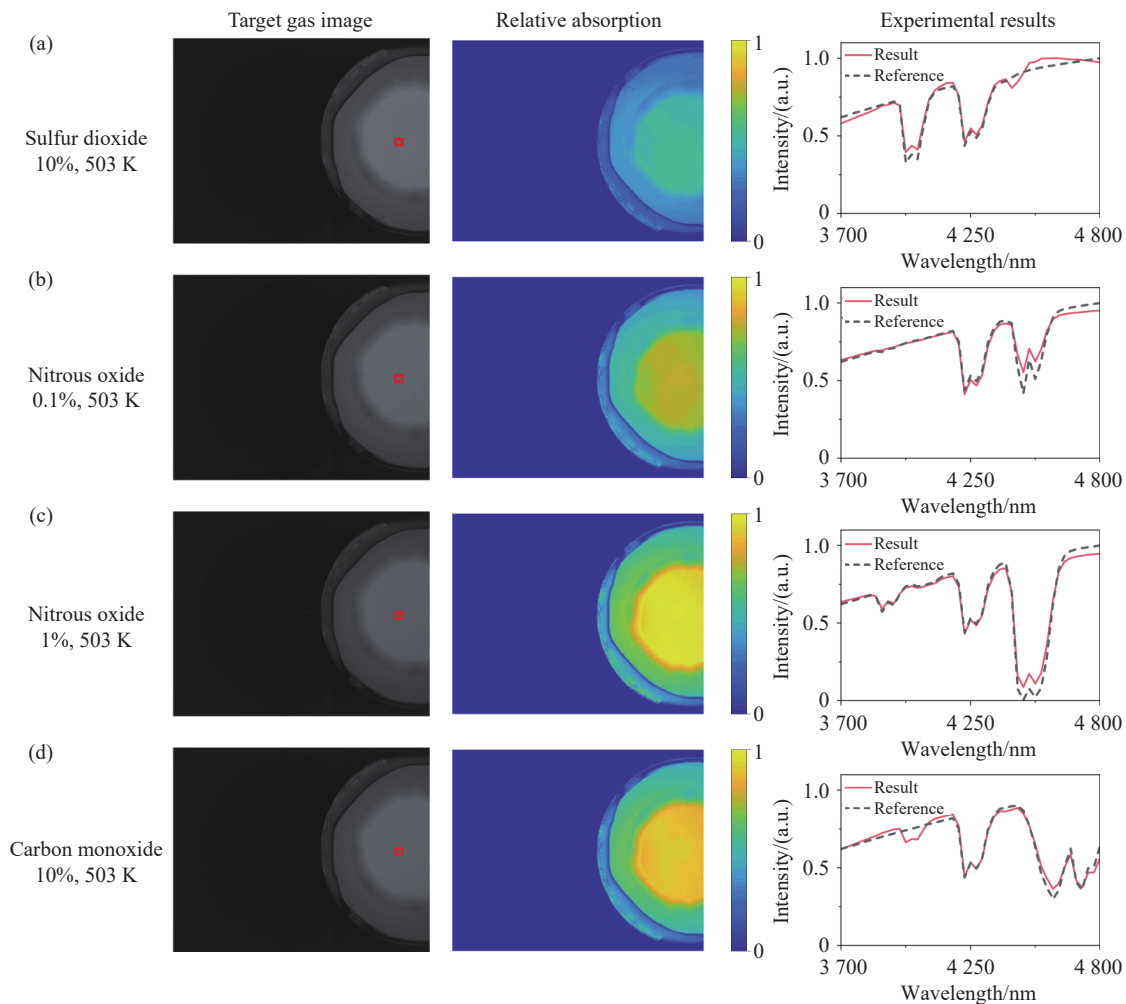


图 11 503 K 背景温度下目标气体-空气混合体系吸收光谱的重建结果。(a) 二氧化硫 (10%); (b) 一氧化二氮 (0.1%); (c) 一氧化二氮 (1%); (d) 一氧化碳 (10%)

Fig. 11 Reconstruction results of absorption spectra of gas-air mixture systems at 503 K background temperature. (a) Sulfur dioxide (10%). (b) Nitrous oxide (0.1%). (c) Nitrous oxide (1%). (d) Carbon monoxide (10%).

表 7 503 K 背景温度下目标气体-空气混合体系吸收光谱重建性能

Tab. 7 Reconstruction performance of absorption spectra of gas-air mixture systems at 503 K background temperature

气体类型	气体浓度	PSNR (dB)	RMSE	SAM (rad)	重建时间 (s)
二氧化硫	10%	29.749	0.033	0.040	0.658
一氧化二氮	1%	28.159	0.039	0.053	0.643
一氧化二氮	0.1%	28.194	0.039	0.051	0.664
一氧化碳	10%	28.745	0.033	0.048	0.661

从图 11 及表 7 结果可见, 本文提出的算法可有效实现混合体系吸收光谱的重建, 具备对真实混合体系吸收特征的解耦能力, 能够精确还原不

同类型、不同浓度气体的吸收峰位置。但需指出, 探测器噪声与环境因素(如杂光干扰、环境温度微小波动等因素)的协同作用, 会直接导致背景光谱波动及假吸收峰的出现, 同时因为信号稳定性受到影响, 也会间接导致非饱和吸收峰的幅值产生偏差。

为降低上述因素的影响, 可以采用时域滤波降噪、优化系统标定方法、引入自适应背景抑制模块、优化光学系统设计减少杂光干扰以及增加滤光片数量降低压缩比等方法, 后续研究将进一步集成上述方法提升系统的抗干扰能力。

综合上述实验结果, 本文提出的方法实现了 3.7~4.8 μm 波段、45 通道中波红外气体吸收光谱信号的压缩感知重建。对于图像分辨率为 320 \times

256 的数据立方体,其重建时间约为 0.65 s。

需要说明的是,本文仅完成了平滑背景光谱情况下,固定浓度典型气体及目标气体-空气混合体系的吸收光谱重建,尚未覆盖复杂背景光谱情况下多组分任意浓度的气体场景。当前方法向复杂实际气体监测场景拓展时,会面临实际气体监测场景中非平滑背景的特征提取与分离困难、多组分气体吸收峰重合以及低浓度气体吸收特征易被掩盖等技术挑战,导致光谱压缩测量的信噪比偏低,最终难以实现高精度光谱重建。针对这些挑战,后续研究将以本文提出的物理驱动与数据驱动融合的框架为基础,重点突破非平滑背景下多组分任意浓度气体吸收光谱的重建难题。通过引入非平滑背景特征分离模块、优化注意力增强的特征提取网络等方法,提升模型在复杂实际场景中的泛化能力与重建稳定性。

此外,本文为了简化实验流程,采用滤光片轮切换滤光片,逐一将滤光片放在红外探测器前采集光强值进行光谱重建的方式验证算法的有效性,替代了在探测器阵列处集成多光谱滤光阵列的方案。若采用多光谱滤光阵列,可同步采集场景不同位置、经不同滤光单元编码的光谱信息,结合后端重建神经网络可真正实现快照式光谱成像。基于本文提出的光谱压缩测量与重建方法,

未来可进一步推进多光谱滤光阵列的工艺研发与制作,设计体积小、成本低的实用型中波红外快照成像光谱仪,为轻量化、区域尺度的温室气体及污染性气体监测提供技术支撑。

5 结 论

针对适配可见光波段的算法难以高精度重建中波红外尖锐气体吸收光谱的问题,本文提出了一种物理驱动的中波红外光谱编码与重建网络架构,介绍了神经网络架构设计所依据的物理原理,并详细阐述了网络各模块的结构及工作机制。在光谱重建仿真实验中,本文提出模型在测试集上的平均重建精度优异,峰值信噪比达 46.744 dB,光谱角映射仅为 0.010 rad。在实际光谱重建实验环节,对于场景气体吸收光谱的重建性能表现突出,峰值信噪比高于 28.159 dB,光谱角映射优于 0.053 rad,且在 403~503 K 温度范围内对气体尖锐吸收峰的核心特征捕捉能力保持稳定,对于图像分辨率为 320×256 的数据立方体重建平均时间约为 0.65 s。实验结果表明,本文提出的方法兼具高重建精度与快速重建能力,为高精度中波红外压缩感知光谱成像提供了可行技术路径。

参考文献:

- [1] XING CH ZH, WEI SH C, LI Y K, *et al.*. Fast-hyperspectral imaging remote sensing: emission quantification of NO₂ and SO₂ from marine vessels[J]. *Light: Science & Applications*, 2025, 14(1): 308.
- [2] KASTEK M, SOSNOWSKI T, ORZANOWSKI T, *et al.*. Multispectral gas detection method[C]. *WIT Transactions on Ecology and the Environment: Vol. 123*, WIT Press, 2009: 227-236.
- [3] MERIBOUT M. Gas leak-detection and measurement systems: prospects and future trends[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 4505813.
- [4] CHEN Y P, LIANG J Q, ZHAO B X, *et al.*. Snapshot infrared Fourier transform imaging spectrometer for transient dynamic sensing[J]. *Optics Express*, 2025, 33(3): 4024-4043.
- [5] 吕金光, 梁静秋, 赵百轩, 等. 全景双波段红外成像干涉光谱测量反演仪器[J]. *中国光学 (中英文)*, 2022, 15(5): 1092-1104.
- [6] LV J G, LIANG J Q, ZHAO B X, *et al.*. Panoramic bispectral infrared imaging interference spectrum measurement inversion instrument[J]. *Chinese Optics*, 2022, 15(5): 1092-1104. (in Chinese).
- [7] YANG SH W, QIN H L, YAN X, *et al.*. Mid-wave infrared snapshot compressive spectral imager with deep infrared denoising prior[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(1): 280.
- [8] YUAN L Y, WEN M X, WANG Y M, *et al.*. Development and evaluation of MWIR imaging spectrometer for multi-dimensional detection[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2024, 137: 105148.
- [8] 孔相金, 李博, 李寒霜, 等. 痕量气体掩星探测高光谱成像光谱仪光学系统设计[J]. *中国光学 (中英文)*, 2024, 17(3): 661-673.
- [8] KONG X J, LI B, LI H SH, *et al.*. Optical system design of hyperspectral imaging spectrometer for trace gas occultation

- detection[J]. *Chinese Optics*, 2024, 17(3): 661-673. (in Chinese).
- [9] ZHANG W Y, SONG H Y, HE X, *et al.*. Deeply learned broadband encoding stochastic hyperspectral imaging[J]. *Light: Science & Applications*, 2021, 10(1): 108.
- [10] SONG H Y, MA Y G, HAN Y B, *et al.*. Deep-learned broadband encoding stochastic filters for computational spectroscopic instruments[J]. *Advanced Theory and Simulations*, 2021, 4(3): 2000299.
- [11] WU N F, SUN Y X, HU J T, *et al.*. Intelligent nanophotonics: when machine learning sheds light[J]. *eLight*, 2025, 5(1): 5.
- [12] DREMEL J, SCHARF E, RICHTER S, *et al.*. Lensless single-shot multicore fiber endomicroscopy using a single multispectral hologram[J]. *Light: Advanced Manufacturing*, 2025, 6(4): 27.
- [13] 杨文庆, 霍茨, 孟贺岩, 等. 宽带光谱结构编码计算光谱成像研究进展[J]. *红外与激光工程*, 2025, 54(7): 202501.
YANG W Q, HUO C, MENG H Y, *et al.*. Recent advances in computational spectral imaging based on broadband spectral structure coding[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2025, 54(7): 202501. (in Chinese).
- [14] 肖树林, 胡长虹, 高路尧, 等. 像元映射变分辨率光谱成像重构[J]. *中国光学(中英文)*, 2022, 15(5): 1045-1054.
XIAO SH L, HU CH H, GAO L Y, *et al.*. Pixel mapping variable-resolution spectral imaging reconstruction[J]. *Chinese Optics*, 2022, 15(5): 1045-1054. (in Chinese).
- [15] YAKO M, YAMAOKA Y, KIYOHARA T, *et al.*. Video-rate hyperspectral camera based on a CMOS-compatible random array of fabry-pérot filters[J]. *Nature Photonics*, 2023, 17(3): 218-223.
- [16] XIONG J, CAI X SH, CUI K Y, *et al.*. Dynamic brain spectrum acquired by a real-time ultraspectral imaging chip with reconfigurable metasurfaces[J]. *Optica*, 2022, 9(5): 461-468.
- [17] ARAD B, BEN-SHAHAR O. Sparse recovery of hyperspectral signal from natural RGB images[C]. *Proceedings of the 14th European Conference on Computer Vision*, Springer, 2016: 19-34.
- [18] 徐平, 徐吉, 冯宇超, 等. 面向 CASSI 的高光谱图像重建算法研究综述(特邀)[J]. *光子学报*, 2025, 54(9): 0954206.
XU P, XU J, FENG Y CH, *et al.*. A review of hyperspectral image reconstruction algorithms for coded aperture snapshot spectral imaging (invited)[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2025, 54(9): 0954206. (in Chinese).
- [19] 宋思远, 高博, 王帅, 等. 基于光谱重构的中波红外快照型光谱成像技术研究[J]. *光子学报*, 2025, 54(8): 0811001.
SONG S Y, GAO B, WANG SH, *et al.*. Mid-wave infrared snapshot spectral imaging via spectral reconstruction[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2025, 54(8): 0811001. (in Chinese).
- [20] HUANG L Q, LUO R CH, LIU X, *et al.*. Spectral imaging with deep learning[J]. *Light: Science & Applications*, 2022, 11(1): 61.
- [21] FENG SH Q, WANG ZH SH, CHENG X B, *et al.*. Superposition Fabry-Perot filter array for a computational hyperspectral camera[J]. *Optics Letters*, 2023, 48(5): 1156-1159.
- [22] YANG J W, CUI K Y, CAI X SH, *et al.*. Ultraspectral imaging based on metasurfaces with freeform shaped meta-atoms[J]. *Laser & Photonics Reviews*, 2022, 16(7): 2100663.
- [23] YANG J W, CUI K Y, HUANG Y D, *et al.*. Deep-learning based on-chip rapid spectral imaging with high spatial resolution[J]. *Chip*, 2023, 2(2): 100045.
- [24] BIAN L H, WANG ZH, ZHANG Y ZH, *et al.*. A broadband hyperspectral image sensor with high spatio-temporal resolution[J]. *Nature*, 2024, 635(8037): 73-81.
- [25] ZHU J P, NIE H T, WANG L Y, *et al.*. Snapshot hyperspectral imaging with high spatial resolution based on transformers[J]. *Optics Express*, 2025, 33(15): 31731-31755.
- [26] 张颖, 连彦喆, 张晞, 等. 基于 DD-CASSI 退化成像模型的高光谱图像重建算法(内封面文章·特邀)[J]. *红外与激光工程*, 2026, 55(2): 20250611.
ZHANG Y, LIAN Y ZH, ZHANG X, *et al.*. Hyperspectral image reconstruction algorithm based on the DD-CASSI degradation imaging model (inner cover paper-invited)[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2026, 55(2): 20250611. (in Chinese).
- [27] RÜDINGER A, ATMACA Ö, BAHLINGER V, *et al.*. Bimodal tissue differentiation using hyperspectral imaging and elastographic Fourier transform profilometry[J]. *Light: Advanced Manufacturing*, 2025, 6(4): 73.
- [28] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]. *Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2018: 7132-7141.
- [29] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, *et al.*. ECA-net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C].

Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2020: 11531-11539.

- [30] ROTHMAN L, TASHKUN S, MIKHAILENKO S, *et al.*. HITRAN on the web[EB/OL]. [2026-01-26]. <https://hitran.iao.ru>.

作者简介:



王陆洋(2000—),男,山东东营人,硕士研究生,2023年于哈尔滨工业大学获得学士学位,主要从事中波红外计算光谱成像与压缩感知光谱重建方面的研究。E-mail: wangluyang23@mails.ucas.ac.cn



李资政(1987—),男,吉林长春人,博士,副教授,硕士生导师,2011年于中国科学技术大学获得学士学位,2016年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位,主要从事光学薄膜与纳米结构薄膜材料等方面的研究。E-mail: lizizh@mail.sysu.edu.cn



吕金光(1984—),男,吉林蛟河人,博士,研究员,博士生导师,2008年于吉林大学获得学士学位,2013年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位,主要从事傅里叶变换光谱成像及计算光谱成像等方面的研究。E-mail: jinguanglv@163.com