

DOI: 10.3969/j.issn.1007-5461.2023.03.005

# 隐匿危险品高准确度太赫兹光谱识别方法

曾子威<sup>1</sup>, 李宏光<sup>2\*</sup>, 郭宇烽<sup>1</sup>, 廖文焘<sup>1</sup>

(1 中国计量大学光学与电子科技学院, 浙江 杭州 310018;

2 西安应用光学研究所, 陕西 西安 710065)

**摘要:** 爆炸物等危险品的分子振动和转动能级在太赫兹频段具有独特的指纹谱特性, 且太赫兹波对非极性物质及介电材料有较强的透过性及低能性, 因此利用太赫兹光谱可以实现障碍物隐匿复杂环境下的危险品无损探测。目前各种相关材料的太赫兹吸收光谱标准库并不完善, 且市面上各类太赫兹光谱仪硬件参数不同、检测标准不统一, 导致单纯依赖特征吸收峰的识别方法并不可靠。针对上述问题, 提出一种不依赖于吸收峰准确性的物质识别技术路线: 提取物质在不同频率分辨率、不同障碍物隐匿情况下的太赫兹吸收谱, 利用 Marr 小波变换在频域上展开得到具有特征唯一性的小波频域尺度图, 建立样本集; 其次, 结合迁移学习方法, 利用 Xception 网络对样本集进行训练识别。实验结果表明, 此方法可以很好地对不同障碍物隐匿环境中的危险品进行分类识别, 识别准确率可达 94%。说明此方法的识别准确性不受系统频率分辨率即吸收谱精确度等系统因素影响, 为邮件及快递包裹等障碍物隐匿危险品无损检测、定性识别提供了一种新的技术思路。

**关键词:** 光谱学; 太赫兹光谱; 频率分辨率; Marr 小波变换; Xception 迁移学习

中图分类号: O433.1

文献标识码: A

文章编号: 1007-5461(2023)03-00340-09

## High-accuracy terahertz spectral identification method for concealed dangerous goods

ZENG Ziwei<sup>1</sup>, LI Hongguang<sup>2\*</sup>, GUO Yufeng<sup>1</sup>, LIAO Wentao<sup>1</sup>

(1 College of Optical and Electronic Technology, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China;

2 Xi'an Institute of Applied Optics, Xi'an 710065, China)

**Abstract:** The molecular vibration and rotation energy levels of explosives have unique fingerprint characteristics in the terahertz spectrum, and terahertz wave has strong permeability and low energy to non-polar substances and dielectric materials. Therefore, the use of terahertz spectrum can realize the non-destructive detection of dangerous goods in hidden environment. However, the standard library of terahertz absorption spectroscopy of materials is not perfect presently, the parameters of terahertz spectrometers on the market are different, and the detection standards are not uniform, resulting in the unreliable identification methods solely relying on absorption peaks. To address the problems, an identification technical route that no longer depends on the absorption peaks is proposed. In the method, firstly, terahertz absorption spectrum of substances with different frequency resolutions and different

基金项目: 国防科技工业局技术基础科研计划项目(科工技[2018]294号)

作者简介: 曾子威(1998-), 四川什邡人, 研究生, 主要从事太赫兹光谱计量及图像处理等方面的研究。E-mail: zeenn@163.com

导师简介: 李宏光(1981-), 山东冠县人, 博士, 研究员, 主要从事太赫兹辐射和微弱光辐射探测及计量技术方面的研究。

E-mail: optics\_lihg@126.com

收稿日期: 2022-10-26; 修改日期: 2022-12-05

\*通信作者。

obstacle hidden conditions are extracted, the continuous wavelet transform of Marr is used to get a wavelet frequency domain scale map with unique characteristics, and then a data set is established. Secondly, combined with the transfer learning method, the transfer learning of Xception network is used to train and identify the data set. Experimental results show that this method is very effective in identifying explosive dangerous goods with different obstacle hidden conditions, and the recognition rates can reach 94%. It is indicated that the recognition accuracy of the proposed method can not be affected by system factors such as frequency resolution, which provides a new technical approach for non-destructive identification of dangerous goods hidden by obstacles such as package.

**Key words:** spectroscopy; terahertz spectroscopy; frequency resolution; continuous wavelet transform of Marr; transfer learning of Xception network

## 0 引言

太赫兹波的电磁频谱段位于微波和光波之间,它有着比微波高出几个数量级的带宽特性、比光波更高的能量转换效率。太赫兹波在高速通信、安防安检、医学成像、材料表征、器件缺陷检测、涂层厚度控制等领域有着极高的研究价值和广阔的应用前景,美国政府在2004年就将太赫兹技术列为“未来改变世界的十大科技技术”之一<sup>[1-3]</sup>。我国在2021年快递业务量累计完成1083亿件,邮政函件业务累计完成10.9亿件,如此庞大的物流通量无疑对邮件及快递包裹的安全性提出了更大的挑战<sup>[4]</sup>。目前广泛应用的常规波段的检测技术不能准确识别危险品种类,而太赫兹波对非极性物质及介电材料有很强的穿透特性,爆炸物等危险品在太赫兹频段的分子振动及转动能级具有其独特的指纹表征特性。这一系列优势使得太赫兹技术在包裹、邮件等物流安检领域能高分辨、高灵敏度地定性识别危险品<sup>[5]</sup>。目前,基本都是利用太赫兹时域光谱技术 (THz-TDS) 获取待识别样品及参考信号的时域光谱后,利用傅里叶变换将其转为频域谱,并经数学计算提取光学参数,从而得到有指纹特性的特征吸收谱,以此来定性识别物质。

太赫兹光谱的准确性主要受以下四方面因素的影响: 1) THz-TDS 系统激光光源漂移引入的本底噪声,以及机械系统振动及反射镜等光学器件缺陷带来的系统噪声; 2) 在实际应用环境中,空气中的水蒸气对太赫兹波强烈的吸收作用<sup>[6]</sup>导致太赫兹光谱出现严重振荡现象,信号可能会被淹没在噪声中,从而无法得到有效特征峰,导致依赖特征吸收峰判别物质的方法失效; 3) 受限于硬件系统扫描时长, THz-TDS 系统的频率分辨率有所不同,频率分辨率决定了特征吸收峰的精确度,频率分辨率相对较小的 TDS 系统对于与太赫兹吸收峰中心频率十分相近的物质的判别不再准确; 4) 目前国际上并没有针对不同类型太赫兹光谱仪进行校准的统一标准,而市面上各类太赫兹光谱仪的频率分辨率以及响应带宽等硬件参数的不统一限制了太赫兹光学参数标准库的建立。

研究人员对爆炸物等危险品进行的太赫兹探测识别,大多利用实验样本的吸收峰与标准数据库或以往论文报道值进行比对来定性判别。如 Xie 等<sup>[7]</sup>利用太赫兹时域光谱仪探测了障碍物后的爆炸物太赫兹光谱,实验表明环三亚甲基三硝铵 (RDX) 等爆炸物在土壤等障碍物遮挡后的特征吸收峰和无障碍物的吸收峰一致;但是特征吸收峰的信噪比很低,受限于系统扫描时长,特征吸收光谱的频率分辨率只有 50 GHz 左右,同时障碍物的散射和 ZnTe 晶体对太赫兹波的反射都会使时域谱的回峰增多,在进行光学参数提取时,若忽略

反射回波而只聚焦于主峰,其频率分辨率将进一步降低。爆炸物与普通物质存在类似的吸收频率,低分辨率的吸收谱会导致识别准确率大幅下降<sup>[8]</sup>。研究人员曾通过小波变换处理太赫兹光谱,并结合机器学习识别光谱信息,如Brahm等<sup>[9]</sup>利用Matlab函数库中已离散化的小波函数分别对实验测得的太赫兹吸收光谱和标准库中的吸收光谱数据进行小波变换,得到相对应的二维特征图后,通过比较两者的脊线特征相似度进而达到识别物质的目的。本文基于太赫兹光谱技术,将Marr小波和深度学习方法相结合,提出一种通过对图像分类实现物质识别的方法,其不依赖于太赫兹光谱的准确性。

## 1 实验研究技术方法

针对实际应用场景中多障碍物隐匿环境下的爆炸物危险品识别问题,提出了一种基于小波变换与深度学习相结合的物质识别方法,其技术路线流程图如图1所示。

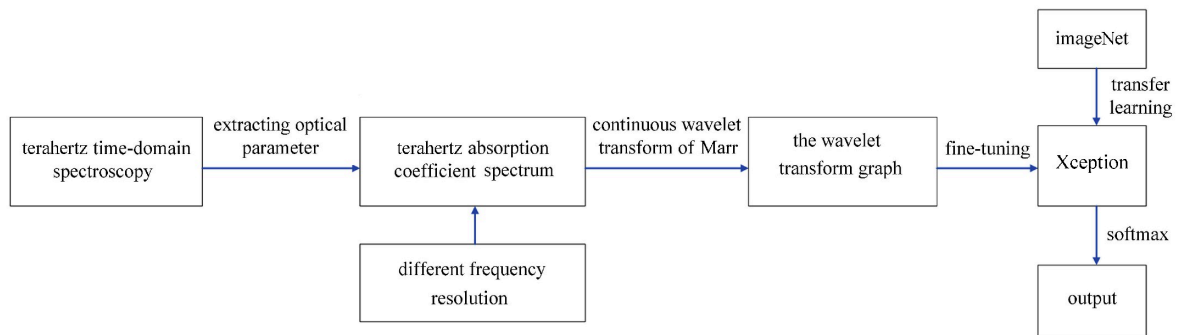


图1 本实验研究的技术路线流程图

Fig. 1 Flow chart of technology roadmap of the experimental research

实验以两类爆炸物质和一类对照物质为样本,利用THz-TDS系统探测其在不同障碍物隐匿情况下的太赫兹时域光谱,并提取每个时域光谱的吸收系数。为了研究吸收峰频率精确度对所提出识别方法的影响,将得到的每个时域光谱利用Matlab加窗截取主峰信号,忽略反射回波,通过改变截取的时域信号的长度得到100、50、25、10 GHz四种频率分辨率的吸收谱;利用Marr小波对吸收谱进行连续小波变换,并将其在频域上展开得到具有特征唯一性的小波频域尺度图,建立样本集;最后结合迁移学习方法,利用Xception网络对样本集进行训练识别,得到物质识别结果。

### 1.1 太赫兹吸收谱参数提取模型

首先通过采样获得待测样品的太赫兹电磁辐射脉冲时域信号,经傅里叶变换后得到电场部分振幅和相位信息,最后通过数学理论计算得到待测样品的太赫兹吸收系数。参考Dorney等<sup>[10]</sup>提出的光学参数获取方法来计算得到待测样品的太赫兹吸收系数 $\alpha$ 、消光系数 $k$ 及复折射率 $\tilde{n}$ 。

利用透射式太赫兹时域光谱仪系统采样获得待测爆炸物的太赫兹电磁辐射脉冲时域信号,系统扫描时长约为132 ps,频谱范围为0.1~4 THz,频率分辨率可达7.6 GHz。首先在未放置样品时测量系统的参考信号,得到从样品架到探测器传播长度为 $x$ 的频谱分量,可表示为

$$E_{\text{ref}}(\omega) = E_{\text{THz}} p_{\text{air}}(\omega, x) = E_{\text{THz}} \exp\left(\frac{-j\omega x}{c}\right), \quad (1)$$

式中: $p_{\text{air}}(\omega, x)$ 是太赫兹波在探测环境中的传播因子, $c$ 是其在真空中的传播速度。当放置样品时,太赫兹辐射垂直入射到被测样品,即入射角 $\varphi_1 = 0^\circ$ ,则出射角 $\varphi_2 = 0^\circ$ 。因为待测样品是具有一定厚度的两平行平面,待

测样品 (介质 2) 厚度为  $d$ , 为避免 Fabry-Perot 效应所带来的反射回峰影响, 通过选用合适的时间窗口只聚焦于主波而忽略反射回波, 测得透射穿过样品的太赫兹信号为

$$E_{\text{sam}}(\omega) = E_{\text{THz}}(\omega) \frac{4\tilde{n}_2(\omega)}{[\tilde{n}_2(\omega) + 1]^2} \exp\left\{\frac{-j\omega[x-d+\tilde{n}_2(\omega)d]}{c}\right\}. \quad (2)$$

计算得到被测样品的复透射系数并表示成模和幅角的形式为

$$\frac{E_{\text{sam}}(\omega)}{E_{\text{ref}}(\omega)} = \frac{4\tilde{n}_2}{(1+\tilde{n}_2)^2} \exp\left[\frac{-j(\tilde{n}_2-1)\omega d}{c}\right] = T(\omega)\exp[-j\phi(\omega)], \quad (3)$$

式中:  $T(\omega)$  为被测样品信号和参考信号振幅模之比,  $\phi(\omega)$  为被测样品相位差, 分别为

$$T(\omega) = \frac{4[n_2^2(\omega) + k_2^2(\omega)]^{1/2}}{[n_2^2(\omega) + 1]^2 + k_2^2(\omega)} \exp\left[\frac{-k_2(\omega)d\omega}{c}\right], \quad (4)$$

$$\phi(\omega) = \frac{[n_2(\omega) - 1]\omega d}{c} + \arctan\left\{\frac{k_2(\omega)}{n_2(\omega)[n_2(\omega) + 1] + k_2^2(\omega)}\right\}. \quad (5)$$

在样品弱吸收情况下,  $k(\omega) \ll n_2(\omega)$ , 作近似简化后可进一步得到样品的折射率、消光系数和吸收系数, 分别表示为

$$n_2(\omega) = \phi(\omega) \frac{c}{\omega d} + 1, \quad (6)$$

$$k_2(\omega) = \ln\left\{\frac{4n_2(\omega)}{T(\omega)[n_2(\omega) + 1]^2}\right\} \frac{c}{\omega d}, \quad (7)$$

$$\alpha(\omega) = \frac{2k(\omega)}{c} = \frac{2}{d} \ln\left\{\frac{4n_2(\omega)}{T(\omega)[n_2(\omega) + 1]^2}\right\}. \quad (8)$$

由上述推论可知, 只需测量出参考信号及待测样品的太赫兹时域光谱曲线, 即可计算得到物质的太赫兹吸收系数。

## 1.2 Marr 小波变换数学模型

小波分析是一种时间(空间)和频率的局部化分析方法, 在时、频两域都具有良好的表征信号局部信息的能力<sup>[11]</sup>。

设  $\psi(t) \in L^2(R)$ ,  $\hat{\psi}(\xi)$  是其傅里叶变换。当  $\hat{\psi}(\xi)$  满足允许条件

$$C_\psi = 2\pi \int_{-\infty}^{\infty} |\hat{\psi}(\xi)|^2 |\xi|^{-1} d\xi < \infty \quad (9)$$

时,  $\psi(t)$  称为“小波”或“母小波”。对  $\psi(t)$  进行不同尺度的伸缩和平移, 得到基于  $\psi(t)$  的一个双索引小波族

$$\psi^{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad (10)$$

式中:  $a(a \neq 0)$  为尺度参数,  $b$  为平移参数, 可以看到当尺度参数  $|a|$  改变时,  $\psi^{a,0}(t)$  可覆盖不同的频率范围。改变  $b$  可移动时间局部的中心, 类似于加窗傅里叶变化, 但与之不同的是小波会自适应信号频率变化来改变时间窗口。在实际应用中, 相同的工程问题使用不同小波函数处理的效果可能相差甚远<sup>[12]</sup>, 小波函数的选取一直以来都是小波变化处理的难点和热点。此处选用 Marr 小波作为连续小波变换实验处理的母小波, 其时域表

达式为

$$\psi(t) = (1 - t^2) \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right). \tag{11}$$

Marr 小波是高斯函数的二阶导数, 普适性非常好, 被广泛应用于屋脊型边界和 Dirac 边缘提取。对于任意函数  $f(t) \in L^2(R)$ , 连续小波定义为

$$W_{a,b}^T(f) = |a|^{-1/2} \int f(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dx, \tag{12}$$

式中:  $W_{a,b}^T(f)$  为小波变换系数,  $\psi^*$  为复函数。此一维线性连续小波变换定义式的本质是求取时域信号和小波函数的内积。从信号时频分析角度来看, 可理解为一个可自适应信号的窗函数。按照 (12) 式, 用 Marr 的双索引小波族对提取到的吸收系数  $f(t)$  做连续小波变换, 将太赫兹吸收光谱在频域上多尺度展开, 从而将一维光谱数据映射到频率尺度的二维参数空间。因为双索引小波族  $a$ 、 $b$  参数的双维度是特定的, 连续小波变换获得的小波系数即具有特征唯一性。

### 1.3 Xception 网络迁移学习模型

Xception 网络<sup>[13]</sup>是在 InceptionV3 网络<sup>[14]</sup>的基础上进一步优化而来的, 网络的架构如图 2 所示, 总架构可分为输入层、中间层和输出层。除开头和结尾的模块外, 其余各模块均由线性残差层连接<sup>[15]</sup>。整个模型有 36 层卷积层, 由 14 个模块组成, 每个模块包含激活函数 ReLU 和深度可分离卷积模块 SeparableConv, 卷积层

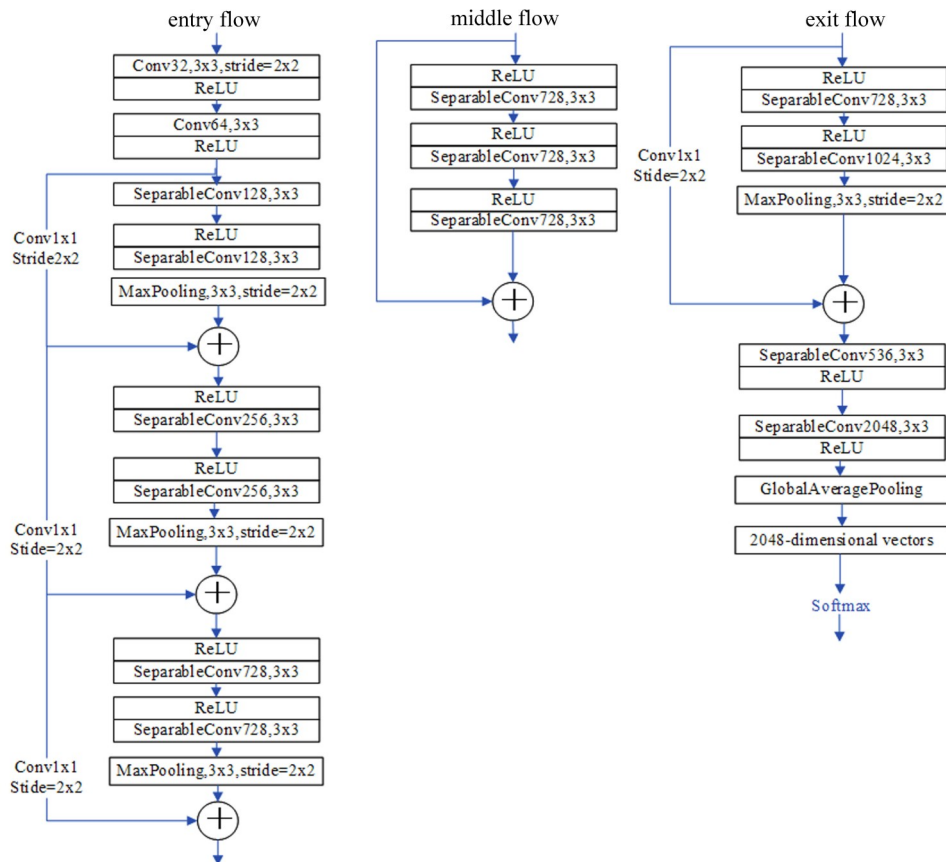


图 2 Xception 架构

Fig. 2 The Xception architecture

是提取图像特征的基础。训练图像通过输入层载入网络, 经过中间层循环8次进行全局平均权衡后经过全连接层输出层输出。

迁移学习的本质是迁移源域来解决目标域中少量标签样本数据的学习问题<sup>[6]</sup>, 通过模型微调来进行小样本集训练识别, 因此不再需要大量的光谱数据, 利用训练集即可完成优化, 这大大降低了时间成本以及仪器使用成本。选取大型图像数据集 ImageNet<sup>[7]</sup>进行 Xception 网络预训练优化, 得到权重参数后: 去除模型原有的分类器, 在卷积层后依次添加全局平均池化层 GlobalAveragePooling2D、全连接层 Dense1、ReLU 激活函数、Dropout、全连接层 Dense2、适用于本实验3分类的 Softmax。

## 2 实验部分

### 2.1 样本集建立

爆炸物种类繁多, 其主要成分是炸药。采用三硝基甲苯(TNT)、环三亚甲基三硝铵(RDX)这两种常用的单质炸药作为实验样本, 并以淀粉作为对照实验样本。首先充入氮气, 当探测光路所处环境的相对湿度(RH)小于等于5%时, 分别探测RDX、TNT、淀粉在2 mm土壤遮挡、4 mm塑料遮挡以及最常见的0.5 mm纸板遮挡下的太赫兹时域光谱, 每探测一次, 随机轻微转动方位, 每种样品在每种遮挡情况下共探测200次。频率分辨率的大小取决于时域光谱(信号采样)的长度, 时域光谱主峰长度越短, 对应的频率分辨率也就越低。时域主峰的长度最短也应包含完整主峰, 否则会丢失主要信息。为了考察不同频率分辨率的THz-TDS系统对于此技术方法最终识别率的影响, 在忽略反射回波的前提下截取不同主峰时长的时域光谱提取吸收系数, 得到频率分辨率分别为100、50、25、10 GHz下的太赫兹吸收光谱, 则每种样品在每种遮挡情况下可衍生出4种不同频率分辨率的太赫兹吸收光谱, 共800个。每类样本有3种遮挡情况和4种频率分辨率, 共计2400个吸收光谱, 整个数据样本集有三类样本, 总共7200个太赫兹吸收谱样本集。图3展示了RDX样本在2 mm土壤遮挡下提取到的太赫兹吸收谱, 可以看到四条吸收谱线的主吸收峰都集中在0.8 THz处, 但是其余吸收峰位置略有不同; 频率分辨率为100 GHz的吸收谱线相对平滑, 缺少了2.2 THz左右的吸收峰和其他有用细节。太赫兹光谱仪硬件限制所带来的光谱差异极大地阻碍了物质指纹谱的建立。

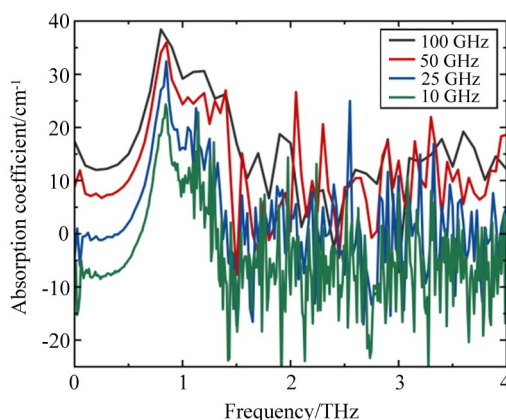


图3 不同频率分辨率的RDX太赫兹吸收系数图

Fig. 3 THz absorption coefficient spectrum of RDX in different frequency resolution

利用 Marr 小波将上述太赫兹吸收光谱样本集在频域上展开, 从而获得相对应的小波频域尺度特征图, 如图4所示。

图4(a)为RDX在2 mm土壤隐匿情况下四种不同频率分辨率所对应的小波频域尺度图,从左到右依次为100、50、25、10 GHz,可以看到图中能量最高的能量块依然集中在0.8 THz吸收峰附近,这与小波脊线(小波系数模极值连接)是相对应的。图4(b)~(d)分别为RDX、TNT、淀粉在三种遮挡情况下(频率分辨率为50 GHz)的小波频域尺度图,从左到右依次是0.5 mm的纸板、4 mm的塑料、2 mm的土壤,其衰减依次增大。所用塑料主要是TPX,它在太赫兹波段具有高透过性,其小波频域尺度图相较于衰减最弱的纸板环境非常相似。土壤的表面非常不均匀,对太赫兹波的衰减较大,导致次峰逐渐增多,特征吸收峰被噪声淹没而不再明显,但图4中的小波频域尺度图和物质的太赫兹吸收谱一一对应,具有特征唯一性,说明只要太赫兹波能被相干探测,障碍物遮挡就不会弱化其图像的特征能力。

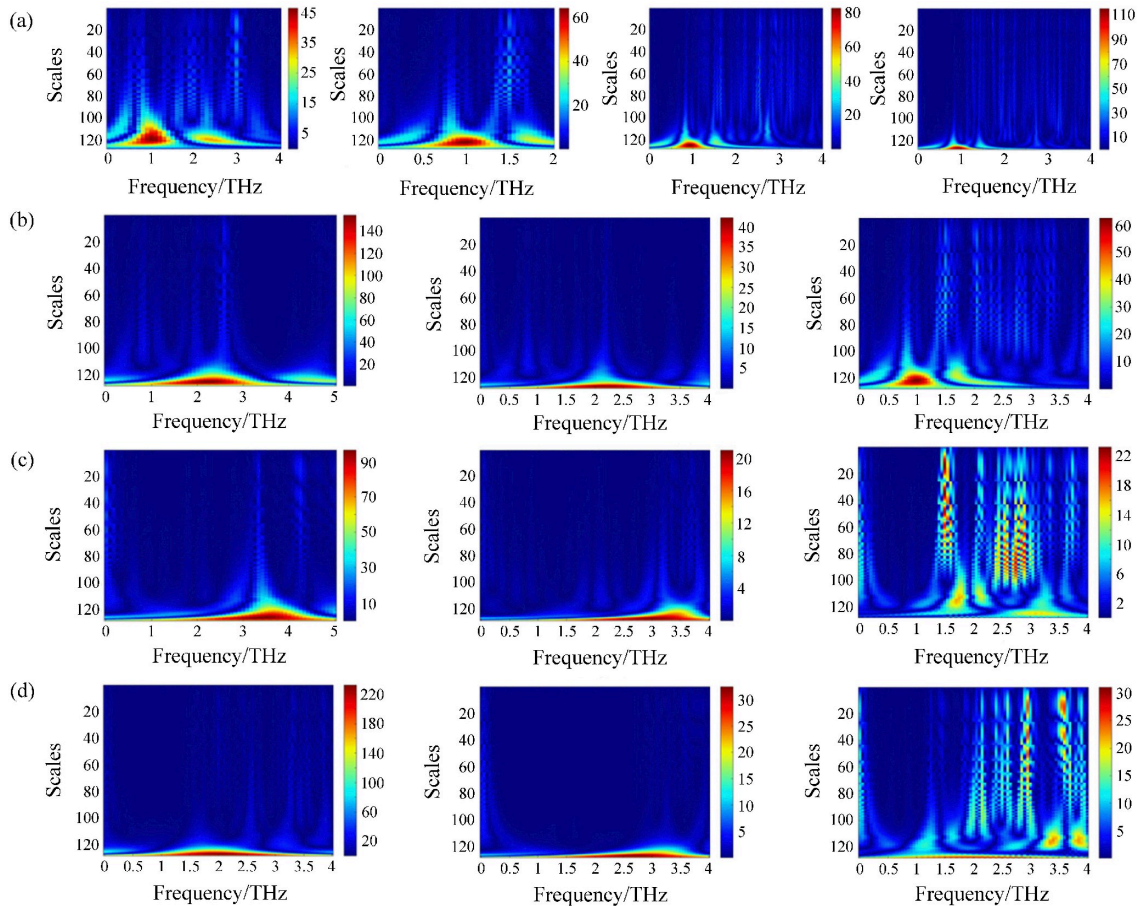


图4 (a) RDX在2 mm土壤遮挡下不同频率分辨率所对应的小波频域尺度图; (b) RDX分别在0.5 mm纸板、4 mm塑料及2 mm土壤遮挡下的频域尺度图; (c) TNT分别在0.5 mm纸板、4 mm塑料及2 mm土壤遮挡下的频域尺度图; (d) 淀粉分别在0.5 mm纸板遮挡、4 mm塑料遮挡及2 mm土壤遮挡下的频域尺度图

Fig. 4 (a) The wavelet transform graph of explosive RDX with different frequency resolutions under 2 mm soil; (b) The wavelet transform graph of explosive RDX under 0.5 mm cardboard, 4 mm plastic and 2 mm soil shade; (c) The wavelet transform graph of explosive TNT under 0.5 mm cardboard, 4 mm plastic and 2 mm soil shade; (d) The wavelet transform graph of starch under 0.5 mm cardboard, 4 mm plastic and 2 mm soil shade

## 2.2 样本集训练及实验结果分析

将得到的小波频域尺度图样本集进行预处理后放入Xception网络进行迁移学习。图像预处理步骤:

1) 去掉图像 colorbar、坐标轴及坐标尺度; 2) 归一化图像大小为 224 pixel  $\times$  224 pixel; (3) 按照 9: 1 的比例随机划分为训练和测试集。迁移学习模型微调: 将 batch\_size 设置为 32, 迭代次数设置为 4, 优化器采用 Adam (Adaptive moment estimation) 优化算法, 损失函数采用 categorical\_crossentropy, 采用  $R = 0.001$  的学习率自适应参数更新。更新参数  $\theta$  以获得最优解最小化损失值, 更新方法可表示为

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \left( \frac{R}{\sqrt{\tilde{v}_t}} \right) \tilde{m}_t, \quad (13)$$

式中:  $\theta$  为待更新的参数,  $R$  为选定的学习率,  $\tilde{v}_t$  为梯度第二时刻方差,  $\tilde{m}_t$  为梯度第一时刻平均值。而后经过 Softmax 分类器输出分类标签, 得到待测物质的小波频域尺度图像分类识别结果, 可表示为

$$\text{softmax}(y_i) = y'_i = \frac{e^{y_i}}{\sum_{j=1} e^{y_j}}, \quad (14)$$

式中:  $y_i$  为第  $i$  个节点输出值,  $j$  为输出节点个数, 即图像分类类别个数。其损失函数  $-\sum_{i=1} y_i \log(p_i)$  中的  $p_i$  即为 softmax 层输出结果。最后将实验测试集重复测试 20 次后, 得到的平均识别率达 0.94。

为了验证实验模型的适应性。在样本集外通过改变设备采样参数, 得到频率分辨率为 7.6、12、83 GHz 的 4 mm 塑料遮挡隐匿下的 RDX 样本、TNT 样本、淀粉样本共 450 个(每类物质每种频率分辨率探测 50 次), 作为新的测试集放入上述已训练的网络进行测试, 取测试 10 次的平均值作为识别结果, 如表 1 所示, 可以看到在 7.6、12、83 GHz 识别率分别为 92.7%、93.3% 和 93.2%, 结果表明频谱精确度并不会影响此模型的识别能力。

表 1 不同频率分辨率的测试集识别率对比

Table 1 Comparison of test set recognition rates with different frequency resolution

Spectral resolution/GHz	Recognition rate/%
7.6	92.7
12	93.3
83	93.2

### 3 结论与展望

提出的实验方法很好地解决了障碍物隐匿环境下的危险品识别问题, 该方法利用小波变换将一维谱转为二维小波图, 并基于深度学习对图像进行识别, 其识别准确率达 94%, 实验结果表明该方法很好地解决了太赫兹探测系统硬件不同导致的光谱不一致及障碍物表面不均匀等带来的识别问题, 频谱精细度的高低并不会影响此模型的识别效果。此方法可落地到 THz-TDS 探测系统中, 可由广大实验人员共同制作建立不同危险品物质的太赫兹频域尺度图像数据共享库, 为物质识别及光谱信息处理提供了新的思路。



**参考文献:**

- [1] Federici J F, Schulkin B, Huang F, *et al.* THz imaging and sensing for security applications—Explosives, weapons and drugs [J]. *Semiconductor Science and Technology*, 2005, 20(7): S266-S280.
- [2] Zhou Q L, Zhang C L, Li W W, *et al.* Studies on the detection and identification of the explosives in the terahertz range [C]. *Proceedings of SPIE*, 2008, 6840: 218-225.
- [3] Fu X J, Liu Y J, Chen Q, *et al.* Applications of terahertz spectroscopy in the detection and recognition of substances [J]. *Frontiers in Physics*, 2022, 10: 869537.
- [4] Gao A, Cheng Y, Li B C, *et al.* Research on the classification and standardization of express packaging [J]. *China Standardization*, 2022, 15: 118-121.  
高昂, 程越, 李柏晨, 等. 快递包装分类标准化研究 [J]. *中国标准化*, 2022(15): 118-121.
- [5] 许景周, 张希成. 太赫兹科学技术和应用 [M]. 北京: 北京大学出版社, 2007: 1-248.
- [6] Exter M, Fattinger C, Grischkowsky D. Terahertz time-domain spectroscopy of water vapor [J]. *Optics Letters*, 1989, 14(20): 1128-1130.
- [7] Xie Q, Yang H R, Li H G, *et al.* Explosive identification based on terahertz time-domain spectral system [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(10): 2392-2399.  
解琪, 杨鸿儒, 李宏光, 等. 基于太赫兹时域光谱系统的爆炸物识别 [J]. *光学精密工程*, 2016, 24(10): 2392-2399.
- [8] Li T, Zhang L, He J A, *et al.* Terahertz time-domain spectroscopy for identification of hazardous substances in mail [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(12): 3724-3730.  
李涛, 张良, 何建安, 等. 太赫兹时域光谱在邮件隐匿危险品检测中的应用 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39(12): 3724-3730.
- [9] Brahm A, Tymoshchuk M, Wichmann F, *et al.* Wavelet based identification of substances in terahertz tomography measurements [J]. *Journal of Infrared, Millimeter, and Terahertz Waves*, 2014, 35(11): 974-986.
- [10] Dorney T D, Baraniuk R G, Mittleman D M. Material parameter estimation with terahertz time-domain spectroscopy [J]. *Journal of the Optical Society of America A: Optics, Image Science, and Vision*, 2001, 18(7): 1562-1571.
- [11] Radunovic D P. *Wavelets* [M]. Berlin: Springer Press, 2009: 1-30.
- [12] Zhang Z T, Ding F, Luo Y, *et al.* Application of wavelet threshold denoising in processing of divertor spectral signal [J]. *Chinese Journal of Quantum Electronics*, 2022, 39(3): 307-315.  
章志涛, 丁芳, 罗宇, 等. 小波阈值去噪在偏滤器光谱信号处理中的应用 [J]. *量子电子学报*, 2022, 39(3): 307-315.
- [13] Chollet F. Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions [C]. *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 1800-1807.
- [14] Szegedy C, Vanhoucke V, Ioffe S, *et al.* Rethinking the inception architecture for computer vision [C]. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016: 2818-2826.
- [15] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, *et al.* Deep residual learning for image recognition [C]. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016: 770-778.
- [16] Pan S J, Yang Q. A survey on transfer learning [C]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 22(10): 1345-1359.
- [17] Deng J, Dong W, Socher R, *et al.* ImageNet: A large-scale hierarchical image database [C]. *2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009: 248-255.