

文章编号: 1002-1582(2026)01-0101-08

基于近红外光谱辐照度和卷积神经网络的积冰分类方法

吴军¹, 李嘉昊¹, 刘贵行², 陈玖圣³, 郭润夏^{2*}

(1. 中国民航大学 航空工程学院, 天津 300300)

(2. 中国民航大学 电子信息与自动化学院, 天津 300300)

(3. 中国民航大学 工程技术训练中心, 天津 300300)

摘 要: 飞机在运行过程中, 特别是在寒冷的冬季和高湿度的环境条件下, 在飞机起飞、降落等关键飞行阶段, 飞机蒙皮表面积冰问题带来的危害尤为突出。提出了一种融合卷积神经网络(CNN)与近红外光谱分析的检测方法, 用于实现对飞机蒙皮表面积冰类型的自动识别。构建了该方法的理论模型与实验方案, 并提出了一种结合串联卷积模块与多尺度并联卷积路径的网络模型: IATNet模型。IATNet模型由1个一维卷积层(Conv0)、1个多尺度光谱特征编码模块(MSFE Module)、1个特征融合模块(FeatureFusion)、1个展平层(Flatten)和3个全连接层(D1、D2、D3)组成。经实验验证, IATNet模型在测试集上的识别准确率为98.15%, 对比其他传统机器学习算法, 识别准确率有显著提高。实验结果表明, 检测方法可以精准识飞机蒙皮表面积冰类型, 解决了传统飞机蒙皮积冰类型检测方案检测效率低、实时性差或易受环境干扰等问题。

关 键 词: 光学测量; 卷积神经网络; 近红外光谱; 积冰类型分类

中图分类号: TP391.41; TP183

文献标识码: A

Icing type classification via Near-infrared spectral irradiance and deep convolutional neural networks

WU Jun¹, LI Jiahao¹, LIU Guihang², CHEN Jiusheng³, GUO Runxia^{2*}

(1. School of Aeronautical Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

(2. School of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

(3. Engineering and Technical Training Center, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: During aircraft operations, especially under cold winter conditions and high humidity environments, the hazards posed by surface icing on the aircraft skin are particularly prominent during critical flight phases such as takeoff and landing. In this context, a detection method integrating Convolutional Neural Networks (CNN) with near-infrared spectral analysis is proposed to enable automatic identification of aircraft skin icing types. The theoretical framework and experimental protocol for this approach are established, and a novel network architecture—termed IATNet—is introduced, which combines serial convolutional modules with multi-scale parallel convolutional paths. The IATNet model is composed of one one-dimensional convolutional layer (Conv0), a multi-scale spectral feature encoding module (MSFE Module), a feature fusion

收稿日期: 2025-07-11; 收到修改稿日期: 2025-12-27

基金项目: 国家自然科学基金 (52375557, 62173331, U2333205); 天津市自然科学基金多元投入面上项目 (24JCYBJC00160, 23JCYBJC00060); 民航局安全能力建设项目 (202412); 中央高校基本科研业务费项目 (3122024PT07, 3122020028, 3122023PY06, 3122023044, 3122024052); 中国民航大学研究生科技创新项目 (2024YJSKC01022)

作者简介: 吴军 (1986—), 教授, 博士, 从事民用发动机故障检测与民用飞机蒙皮损伤检测相关领域研究。
j_wu@cauc.edu.cn

郭润夏 (1981—), 男, 教授, 博士, 从事民用飞机故障诊断、剩余寿命预测和健康管理研究。

* 通讯作者: rxguo_cauc@163.com

module (FeatureFusion), a flattening layer (Flatten), and three fully connected layers (D1, D2, D3). Experimental validation demonstrates that the IATNet model achieves an identification accuracy of 98.15% on the test set, which represents a significant improvement over other conventional machine learning algorithms. The experimental results indicate that this detection approach can accurately identify the types of icing on aircraft skin, effectively addressing the limitations of traditional detection methods, such as low efficiency, poor real-time performance, and susceptibility to environmental interference.

Keywords: optical measurement; convolutional neural network; near-infrared spectroscopy; icing type classification

0 引 言

随着国民经济的高速发展, 航空运输业已成为连接全球、推动区域经济发展的重要支撑。在寒冷和高湿环境下, 飞机在起飞、降落等关键飞行阶段易出现蒙皮表面积冰现象, 即冰、雪、霜等物质在机体表面聚集。这一现象不仅增加了飞机重量, 更会改变绕流流场特性, 破坏机翼、尾翼和操纵面的气动性能, 导致载荷分布异常, 降低操纵性与稳定性, 进而引起升力减小、阻力增大, 使失速速度上升, 严重时可能引发失速或起飞事故, 对飞行安全构成重大威胁^[1,2]。

飞机在不同结冰条件下的结冰类型主要分为不透明的霜冰、透明的明冰以及介于两者之间的混合冰, 这三种不同的冰型是由于不同尺寸的液滴与飞机表面碰撞后在低温下以不同的速度冻结而产生的。目前, 飞机蒙皮表面积冰检测主要依赖于地面人工检查或机载传感器技术, 但传统方法存在检测效率低、实时性差或易受环境干扰等问题^[3]。华中科技大学开发了双头光纤式探冰传感器^[4,5]; 西北工业大学开发出红外激光点三维扫描装置, 用于扫描飞机蒙皮表面积冰的外形, 间接计算积冰厚度^[6]; 瑞典的 Science 公司基于红外光谱技术开发了一种路面结冰探测器, 通过发射和接受红外光来探测 3~5 米处的路面, 该设备可以识别路面的积冰积雪^[7]。以上这些方法虽测量灵敏度高, 但是加工难度大技术难度高, 难以满足现代航空业对高效与从实际作业角度出发的需求。

在航空地面除冰作业中, 不同冰型的物理特性 (如透明度) 和形成条件直接影响除冰流程的选择、工具配置及操作细节。且不同冰型对飞机升阻特性的破坏存在显著差异。因此, 本研究首次提出将近红外光谱检测技术与深度学习方法相结合, 通过利用不同类型积冰在近红外波段的反射率、吸收率等光学特性上的细微差异, 结合机器学习与卷积神经网络的特征提取和分类能力, 构建了一种对透明冰、霜冰、混合冰分类识别的非接触式检测方案, 从而突破了传统方法在透明冰识别、定量厚度估计和复杂背景下鲁棒性不足等局限性。

但随着近红外光谱数据量的快速增加和复杂性的不断提升, 传统的机器学习算法逐渐表现出局限性。例如, 支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 在面对大规模光谱数据时存在训练效率低下、易产生过拟合的问题; 随机森林 (Random Forest, RF) 虽然对数据噪声有一定的鲁棒性, 但在处理光谱数据的高维特征时存在特征冗余, 且分类精度难以持续提高; K 近邻算法 (K-Nearest Neighbors, K-NN) 则过于依赖训练数据的相似性测度, 严重影响分类效率和准确性。传统的一维卷积神经网络 (1D-CNN) 虽然具备自动特征提取优势, 但通常采用单一尺度的卷积核, 难以有效地捕捉近红外光谱数据中丰富而多样的尺度特征, 导致模型泛化性能受限。

卷积神经网络 (Convolutional Neural Networks, CNN) 因其在自动特征提取、图像分类等任务中表现出的卓越性能, 已广泛应用于各类计算机视觉与光谱分析问题中。但传统 CNN 结构多采用单一尺度的串行卷积方式, 容易忽略不同尺度特征之间的协同关系, 难以充分捕捉复杂样本中具有多尺度空间分布或频谱变化的关键信息。在基于近红外图像的积冰类型识别任务中, 不同冰型在光谱响应上呈现出显著的尺度差异与局部变化, 传统 CNN 在提取这些细粒度特征时存在表达能力不足的问题。因此, 亟需提出一种具备更强多尺度特征表达能力和泛化能力的新型深度学习模型, 以进一步提高积冰近红外光谱分类的精度和鲁棒性。

基于此, 本研究提出了具有创新性的 IATNet 模型。IATNet 模型是一种融合串联卷积模块与多尺度并联卷积路径的网络结构, 通过串联方式增强特征的层次抽象能力, 并利用并联卷积实现对不同尺度特征的协同提取, 从而有效提升对积冰类型差异的感知能力与分类准确性。

1 基于近红外光谱辐照度的积冰类型检测

1.1 积冰检测原理

对于飞机蒙皮表面积冰类型检测建立的基于水或冰的光谱吸收反射模型如图 1 所示。

在图 1 飞机蒙皮表面水或冰的光谱吸收/反射模

型中,本文称首次从空气与电介质的接触面反射回空气的光为主反射光,所得到的反射率为主反射率,也称为电介质的光谱反射率,主反射率用 R_0 表示;第二次从冰层表面反射回空气的光为1级反射光,所得到的反射率称为1级反射率,1级反射率用 R_1 表示;第三次从冰层表面反射回空气的光为2级反射光,所得到的反射率称为2级反射率,2级反射率用 R_2 表示。其余的反射率的表示方法依次类推。

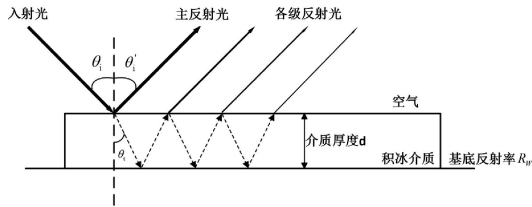


图1 飞机蒙皮表面水或冰的光谱反射/吸收模型

根据光在介质表面的能量分配公式可得主反射率 R_0 为

$$R_0(\lambda, \theta_i) = \frac{I_r}{I_i} = \frac{1}{2} \left\{ \left[\frac{\tan(\theta_i - \theta_t)}{\tan(\theta_i + \theta_t)} \right]^2 + \left[\frac{\sin(\theta_i - \theta_t)}{\sin(\theta_i + \theta_t)} \right]^2 \right\} = \frac{1}{2} \left\{ \left[\frac{\tan\left(\theta_i - \arcsin\left(\frac{n_t(\lambda) \sin \theta_i}{n_i(\lambda)}\right)\right)}{\tan\left(\theta_i + \arcsin\left(\frac{n_t(\lambda) \sin \theta_i}{n_i(\lambda)}\right)\right)} \right]^2 + \left[\frac{\sin\left(\arcsin\left(\frac{n_t(\lambda) \sin \theta_i}{n_i(\lambda)}\right) - \theta_i\right)}{\sin\left(\arcsin\left(\frac{n_t(\lambda) \sin \theta_i}{n_i(\lambda)}\right) + \theta_i\right)} \right]^2 \right\} \quad (1)$$

实际从蒙皮表明反射回来的光为主反射光与所有的各次级反射光的总和,实际反射率可通过下列公式得到

$$R_e(\lambda, \theta_i) = R_0 + R_1 + R_2 + R_3 + \dots + R_n = R_0(\lambda, \theta_i) + \left[\frac{(1 - R_0(\lambda, \theta_i))^2 R_w(\lambda) \exp(-2a(\lambda)d)}{1 - R_0(\lambda, \theta_i) R_w(\lambda) \exp(-2a(\lambda)d)} \right] (n \rightarrow +\infty) \quad (2)$$

根据式(2)可以看出,随着蒙皮表面电介质的厚度 d 的增加,基底对实际光谱的反射率影响越来越小,当 d 达到一定厚度(经计算约为8.5mm)时, $R_e(\lambda, \theta_i) \approx R_0(\lambda, \theta_i)$,也就是说,此时光谱的实际反射率主要由电介质的光谱反射率决定,基底的光谱反射率可以忽略不计。

假设两种电介质的折射率分别为 n_1 和 n_2 ,它们

由平面界面分开,一束单色自然平行光从介质1一侧入射,在界面上发生反射和折射,如图2所示。

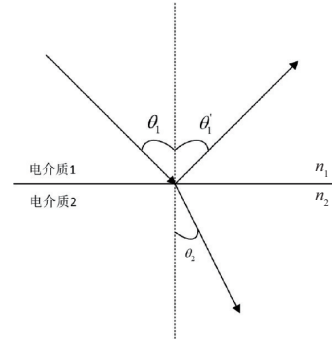


图2 光在介质表面的反射/折射模型

根据菲聂尔反射折射公式推算得介质表面光强反射率 R 为

$$R = \frac{I_r}{I_i} = \frac{1}{2} \left[\left(\frac{n_2 \cos \theta_1 - n_1 \cos \theta_2}{n_2 \cos \theta_1 + n_1 \cos \theta_2} \right)^2 + \left(\frac{n_1 \cos \theta_1 - n_2 \cos \theta_2}{n_1 \cos \theta_1 + n_2 \cos \theta_2} \right)^2 \right] = \frac{1}{2} \left[\left(\frac{\tan(\theta_1 - \theta_2)}{\tan(\theta_1 + \theta_2)} \right)^2 + \left(\frac{\sin(\theta_2 - \theta_1)}{\sin(\theta_1 + \theta_2)} \right)^2 \right] \quad (3)$$

当实验光源垂直入射或入射角很小时,即 $\theta \approx 0$ 。

将 $\theta_1=0$ 代入式(3)有

$$R = \frac{I_r}{I_i} = \left(\frac{n_2 - n_1}{n_2 + n_1} \right)^2 \quad (4)$$

通过以上分析,得到了光在电介质表面的光强反射率规律,根据这一规律对后续的积冰类型检测模型的建立具有重要的理论指导意义。

积冰类型检测实验装置简图如图3所示。其中,在光源选择问题上,选择可见光与近红外光波段覆盖较全的卤钨灯作为主动光源,本实验所用卤钨灯在各个波段下的相对光强如图4所示。

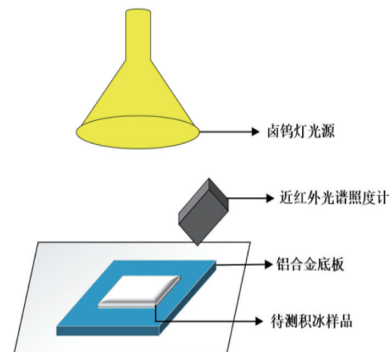


图3 积冰类型检测装置简图

为补偿光源因素带来的影响,使用标准白板(理想情况下为高反射率且光谱平坦的参考标准,如 BaSO_4 涂层板)来校正光源的光谱分布及强度,图5为本实验所用标准白板。

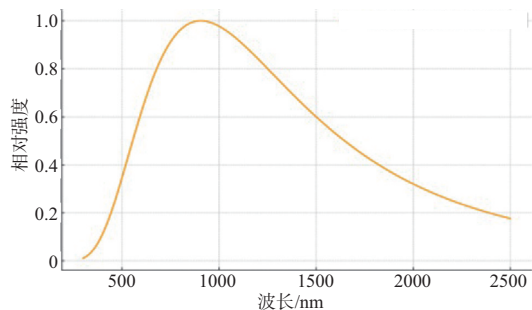


图 4 卤钨灯光源相对强度



图 5 标准白板

在卤钨灯光源垂直照射下，先测量白板的辐照度作为参考值，记录其光谱特性，然后在同样的光源和条件下测量样品在 350~1050nm 波段下的辐照度，记录样品的光谱特性，对每个波长下的数据，计算相对辐照度

$$R_{\text{relative}}(\lambda) = \frac{I_{\text{sample}}(\lambda)}{I_{\text{white}}(\lambda)} \quad (5)$$

式中， $I_{\text{sample}}(\lambda)$ 是样品的辐照度； $I_{\text{white}}(\lambda)$ 是白板的辐照度。

在目标近红外波段（350~1050nm）内，卤钨灯的光谱辐射近似于灰体黑体辐射模型

$$I_0(\lambda) = \epsilon(\lambda) \cdot B(\lambda, T) \quad (6)$$

式中， $\epsilon(\lambda)$ 是材料在波长 λ 处的发射率，卤钨灯近似为常数； $B(\lambda, T)$ 是黑体辐射的普朗克表示为

$$B(\lambda, T) = \frac{2\pi hc^2}{\lambda^5} \cdot \frac{1}{\exp\left(\frac{hc}{\lambda k_B T}\right) - 1} \quad (7)$$

式中， $h = 6.626 \times 10^{-34} \text{ Js}$ ； $c = 3.0 \times 10^8 \text{ m/s}$ ； $k_B = 1.381 \times 10^{-23} \text{ J/K}$ ； $T \approx 2800 \sim 3200 \text{ K}$

本实验所使用的近红外光谱照度计输出电信

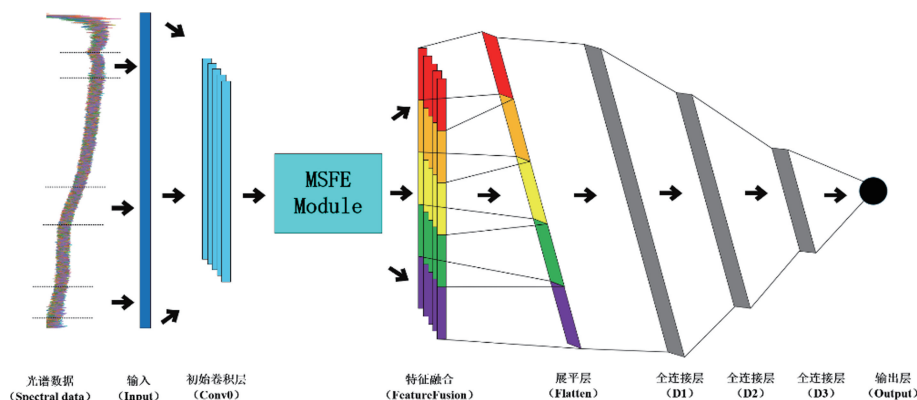


图 6 IATNet 网络结构

号 S_{sig} 与波长积分有关，其响应可建模为

$$S_{\text{sig}} = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} I_{\text{in}}(\lambda) \cdot S(\lambda) \cdot R(\lambda) d\lambda \quad (8)$$

式中， $I_{\text{in}}(\lambda)$ 入射到照度计上的光谱功率密度； $S(\lambda)$ 为照度计的光谱敏感度； $R(\lambda)$ 为目标表面在波长 λ 下的反射率； $\lambda_1 \sim \lambda_2$ 为照度计的探测波段范围（350~1050nm）。由于白板在各个波段的反射率都约等于 1，所以假设白板的反射率为 1 时，相对辐照度的表示为

$$R_{\text{elIrr}} = \frac{E_{\text{sample}}}{E_{\text{ref}}} = \frac{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} I_0(\lambda) \cdot R_e(\lambda) \cdot S(\lambda) d\lambda}{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} I_0(\lambda) \cdot S(\lambda) d\lambda} \quad (9)$$

式中， $R_e(\lambda)$ 为式（2）所提到的实际反射率。从相对辐照度的表达式中可以看出，照度计针对不同类型的积冰的相应强度由冰层的实际反射率 R_e 决定。而冰层的实际反射率 R_e 的大小由电介质的主反射率（也称为电介质的光谱反射率）决定。积冰的不同类型恰恰就是电介质主反射率不同的决定性因素。上述理论推导为后续的实验验证提供了理论支持。

1.2 模型结构

本文基于一维卷积神经网络（1D-CNN）的主体结构，提出了一种采取串并联卷积神经网络的积冰近红外光谱分类模型：IATNet。IATNet 模型由 1 个一维卷积层（Conv0）、1 个多尺度光谱特征编码模块（MSFE Module）、1 个特征融合模块（FeatureFusion）、1 个展平层（Flatten）和 3 个全连接层（D1、D2、D3）组成。模型的主体网络结构如图 6 所示。其中，多尺度光谱特征编码模块（MSFE Module）由 5 个并联的子模块（L1、L2、L3、L4、L5）构成。L1、L2 和 L3 子模块主体结构相同，是由 3 个串联的卷积块（ConvBlock）连

接而成，每个卷积块均由 1 个一维卷积层、1 个 BatchNorm 层和 1 个 ReLU 层构成。3 个子模块不同之处在于各自的卷积核大小分别为 3、5、7。L4 和 L5 子模块结构相同，均由一个一维平均池化层 (AvgP1) 和两个卷积块 (ConvBlock) 串联而成，卷积核大小分别为 5 和 10。多尺度光谱特征编码模块 (MSFE Module) 的结构示意图如图 7 所示。特征融合模块 (FeatureFusion) 对经过 5 个并联的子模块处理过的特征向量按从 L1 至 L5 的顺序，在特征向量的维度进行拼接后，将一个包含多重光谱特征的特征光谱送入展平层，展平为一维向量送入全连接层。最终会输出一个预测概率值。

得益于上述结构设计，IATNet 在光谱分类任务中取得了显著的性能提升。一方面，多尺度卷积核与池化操作的并联设计，使得模型能够有效识别并捕捉不同尺度的光谱特征，明显提高了模型对近红外光谱中积冰特征信号的敏感度，从而增强了对微弱信号的识别能力。另一方面，特征融合模块的加入，使得不同尺度提取出的特征之间能够相互补充、协同表达，有效地减少了信息损失和冗余表达现象，从而进一步提升了网络模型在实际复杂光谱分类任务中的泛化性能和鲁棒性。

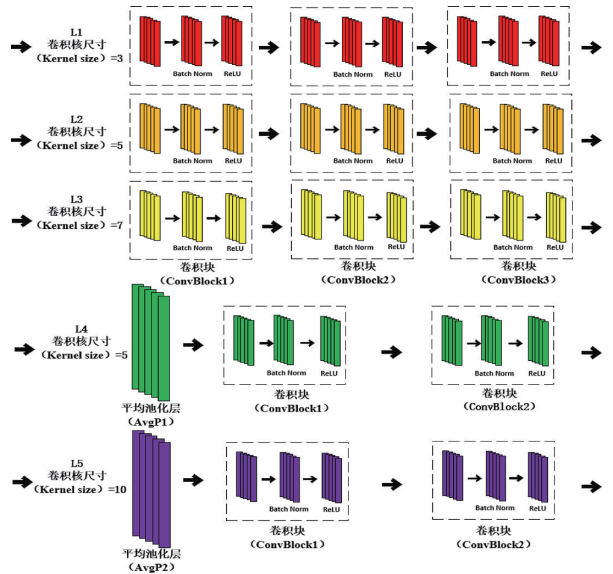


图 7 MSFE Module 模块结构

IATNet 模型在一维卷积层 (Conv0) 层引入 Sigmoid 激活函数，并采取 valid 卷积，即不使用填充 (padding)。在全连接层不使用激活函数，只执行线性变换，不引入非线性变化，且不使用填充。IATNet 模型采用 Adam 优化器，并将初始学习率设置为 0.001，学习衰减速率设置为 0.96，同时防止避免学习率降为零，增加早停机制 (EarlyStopping)。

同时使用标签平滑 (Label Smoothing) 损失函数对模型进行训练，减少对某一类别过拟合，提高泛化能力。经过调试后，最优的模型参数如表 1 所示。

表 1 IATNet 模型的相关参数

模块	参数	大小
Conv0	卷积核数量	4
	卷积核尺寸	5
L1	卷积核数量	8
	卷积核尺寸	3
L2	卷积核数量	16
	卷积核尺寸	5
L3	卷积核数量	16
	卷积核尺寸	7
Avg1	卷积核数量	4
	卷积核尺寸	3
Avg2	卷积核数量	8
	卷积核尺寸	5
L4	卷积核数量	8
	卷积核尺寸	5
L5	卷积核数量	16
	卷积核尺寸	10
D1	神经元个数	4
D2	神经元个数	2
D3	神经元个数	1
ALL	移动步长	1

1.3 数据采集

根据之前设计的实验方案与数据采集方案，本研究制备了三种不同类型的积冰若干，且保持相同的厚度。数据采集时，保持光源输出光强度不变，入射角度不变，近红外光谱照度计采集角度不变。分别采集了积冰放置在白、红、银、蓝四种颜色作为底漆的铝合金板 (如图 8 所示) 上的光谱信息。部分实验现场如图 9 所示。本实验共采集十二组数据，每组 96 条数据。以上数据构建后续用作训练的数据集。

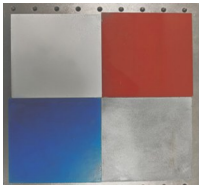


图 8 四种不同颜色底漆铝合金板

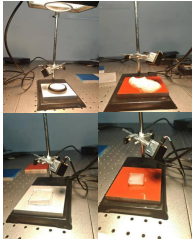


图 9 不同积冰类型数据采集

在数据采集完成后，进行相对辐照度计算，计算后得出的结果需进行光谱预处理。预处理的意义体现在以下四个方面：

(1) 提高数据质量：通过有效去除噪声以及非化学成分（如光散射、光程差异等）引起的干扰，预处理能够显著改善原始光谱数据的信噪比，提升数据的稳定性与准确性；

(2) 增强模型稳定性与泛化能力：预处理有助于去除冗余或干扰性特征，从而为后续的机器学习建模或化学计量学分析提供更加纯净和一致的输入数据，提高模型的鲁棒性与可靠性；

(3) 提升光谱数据的可解释性：经过预处理的光谱曲线更加清晰、特征更为突出，有助于分

析各波段与目标变量之间的关系，从而更好地理解潜在的物理或化学机制；

(4) 改善建模性能：通过降低样本间由于仪器漂移或样品状态差异导致的不相关变化，预处理能强化与目标变量高度相关的光谱信息，提高模型的预测准确性与效率。

在光谱数据预处理中，常用的算法包括 Savitzky-Golay (SG) 平滑滤波、标准正态变量变换 (SNV) 和多元散射校正 (MSC) 等。

三种预处理算法实际效果如图 10 所示：（以白色底漆的透明冰数据为例），图中左侧为处理前的数据，右侧从上往下依次是 SG 预处理、SNV 预处理、MSC 预处理。处理效果 SG 与 SNV 基本一致。MSC 最佳。

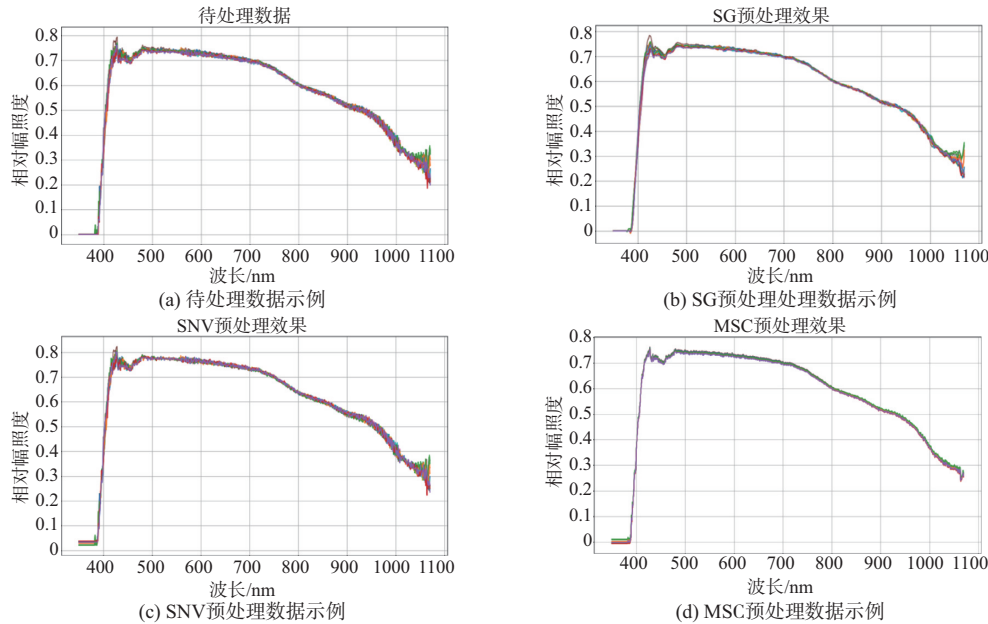


图 10 三种预处理算法效果对比

在预处理完成后，还需进行光谱特征波段筛选与提取。光谱特征提取作为建模流程中的关键步骤，其意义主要体现在以下几个方面：

(1) 减少数据冗余与噪声干扰：通过去除不相关或冗余的波长区间，保留与目标变量高度相关的光谱特征信息，不仅有助于降低模型复杂度，还能提升深度学习模型的训练效率与预测准确性；

(2) 增强模型的泛化能力：特征提取避免了直接使用全波段建模，从而有效降低了模型过拟合的风险，提升了对新样本的适应性与稳健性；

(3) 降低计算资源消耗：在处理高维光谱数据时，特征提取可显著压缩输入维度，减少模型计算量，提升整体运行效率；

(4) 改善模型性能表现：高质量的特征提取能够提高光谱数据的信噪比，尤其在样本量有限的情况下，有助于提升模型的稳定性与预测性能。

在光谱特征波段提取中，常用的算法包括竞争性自适应重加权采样 (CARS)、无信息变量消除 (UVE) 和逐步投影算法 (SPA) 等，将本实验采集到的数据（以白色底漆的透明冰数据为例）使用三种特征提取算法后，提取的效果对比图如图 11 所示。图中横坐标为特征数据分布，纵坐标为出现的频率。蓝色数据为原数据的特征分布，棕色数据为经过不同算法筛选后的特征分布。从对比结果可知，无信息变量消除 (UVE) 算法在保持原有特征密度比例不变的情况下，显著减少了数据量，在本实验的数据上效果最佳。

1.4 模型评价

在卷积神经网络分类模型的训练与评估过程中，准确率 (Accuracy) 与损失值 (Loss) 是两类具有不同侧重点的重要评价指标。准确率用于衡量模型在给定数据集上预测正确的样本占总样本

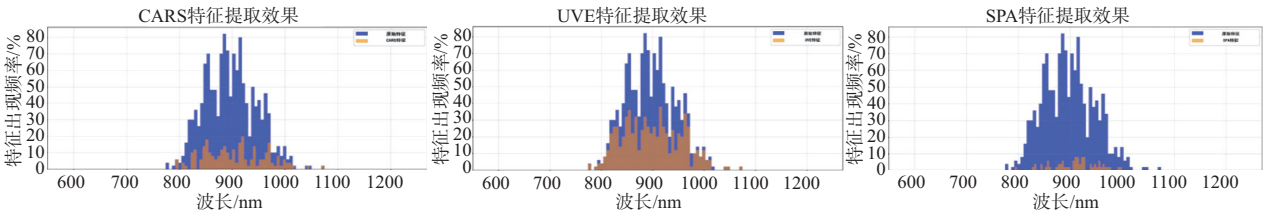


图 11 三种特征提取算法效果对比

的比例，反映了模型在实际分类任务中的整体判别能力，是直观的性能指标，常作为模型最终效果评估的重要依据。损失值用于衡量模型预测结果与真实标签之间的差异程度，反映了模型在训练过程中对样本特征的拟合能力，是刻画模型优化效果的核心指标，通常作为模型训练收敛性与学习过程稳定性的重要评判依据。反映的是模型的学习过程与收敛状态。

把实验采集的多组数据按训练集，验证集与测试集 7:2:1 的比例送入 IATNet 模型训练后，训练的结果如图 12、13 所示。

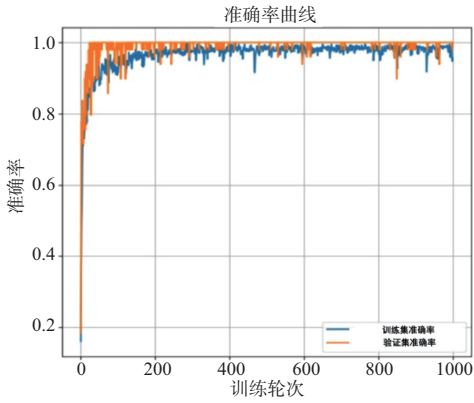


图 12 训练准确率变化曲线

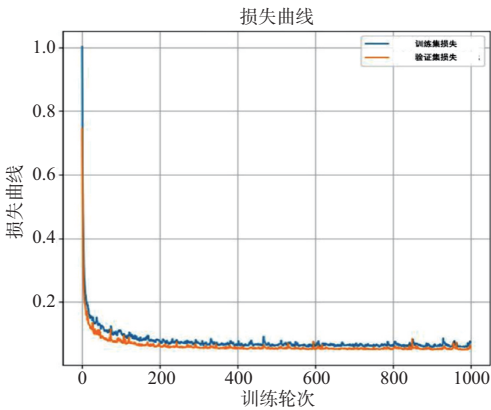


图 13 训练损失变化曲线

从结果可知，本研究构建的分类模型在训练集上的准确率达 98.40%，验证集准确率为 98.15%，测试集准确率 98.15%。训练与验证过程中的交叉熵损失分别 0.3078 和 0.2675，表明模型具有良好的收敛性与分类能力。同时，训练与验证阶段的准确率与损失值高度一致，显示出模型不存在明显的过拟合

现象，具备较强的泛化能力和稳定性。为了更清晰地展示 IATNet 模型的分类能力，使用混淆矩阵对模型在验证集的表现进行展示，如图 14 所示。

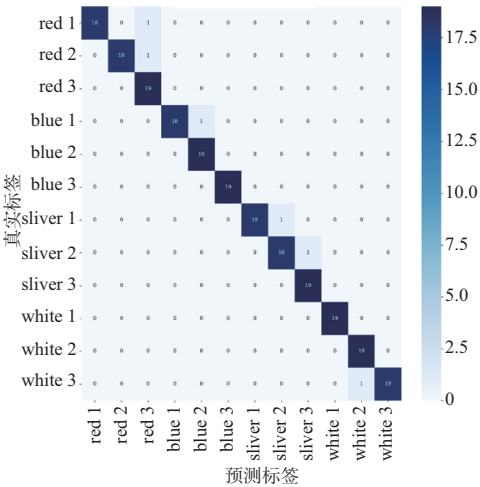


图 14 验证集分类表现的混淆矩阵

本文同时选用三种传统机器学习分类模型算法与 IATNet 模型对本实验的数据处理效果进行对比验证。第一种是支持向量机（Support Vector Machine, SVM），第二种是随机森林（Random Forest, RF），K 近邻算法（K-Nearest Neighbors, K-NN）。处理的数据均是经过上述预处理与特征筛选后的数据。对比结果如表 2 所示。

表 2 IATNet 模型与传统机器学习算法效果对比

	IATNet	SVM	RF	K-NN
训练集准确率/%	98.40	88.20	86.40	87.96
训练集损失	0.3078	0.3365	0.3046	0.3987
验证集准确率/%	97.96	86.71	79.65	85.42
验证集损失	0.2675	0.2768	0.2597	0.3368
测试集准确率/%	98.15	88.65	85.32	86.43

2 结 论

本文针对飞机蒙皮表面积冰的类型区分问题，提出了一种利用串并联卷积神经网络模型分析结冰的近红外光谱数据的分析方法，并设计了一种串并联卷积神经网络模型：IATNet 模型。该模型引用串联卷积块的思想，且并联不同卷积核大小的卷积块组成多尺度光谱特征编码模块，通过并联不同卷积核大小的卷积块，使模型有效融合了

局部细节与全局光谱变化信息,从而增强了特征表达能力和模型对不同尺度谱带变化的适应性。此外,通过对卷积层和池化层数量的合理调整,实现了模型深度与感受野的协同优化,有助于提升特征抽象能力、减少冗余干扰,并在保持模型容量的同时抑制过拟合风险。

与其他传统机器学习分类算法对比结果表明,IATNet模型表现最优,测试集准确率为98.15%。利用IATNet模型对飞机蒙皮表面积冰分类是可行的,且IATNet模型有良好的应用前景。

参考文献:

- [1] 周莉,徐浩军,龚胜科,等.飞机结冰特性及防除冰技术研究[J].中国安全科学学报,2010,20(06):105—110.
Zhou Li, Xu Haojun, Gong Shengke, et al. Study on aircraft icing characteristics and anti-/de-icing technology[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2010, 20(06):105—110.
- [2] 常士楠.大型飞机的防/除冰问题[C]//中国航空学会,中国工程院机械与运载工程学部.大型飞机关键技术高层论坛暨中国航空学会2007年学术年会论文集.北京航空航天大学航空科学与工程学院2007:469—475.
Chang Shinan. Anti-/de-icing issues of large aircraft [C]//Chinese Society of Aeronautics and Astronautics, Division of Mechanical and Vehicle Engineering of Chinese Academy of Engineering. Proceedings of the High-Level Forum on Key Technologies of Large Aircraft and 2007 Annual Conference of Chinese Society of Aeronautics and Astronautics. School of Aeronautical Science and Engineering, Beihang University, 2007: 469—475.
- [3] 姜志国,韩冬兵,袁天云,等.基于全自动控制显微镜的自动聚焦算法研究[J].中国图象图形学报:2004,9(4):6.
Jiang Zhiguo, Han Dongbing, Yuan Tianyun, et al. Study on auto focusing algorithm for automatic microscope[J]. Journal of Image and Graphics, 2004, 9(4):396—401.
- [4] Terrace S M, Bender K D, Sierra E A, et al. Comparison of human ice detection capabilities and ground ice detection system performance under post deicing conditions[J]. Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting Proceedings, 2006, 50(17):2051—2055.
- [5] 李薇,陈迎春,张森,等.基于光波导技术的新型飞机结冰探测系统[J].仪表技术与传感器,2009,(12):85—87.
Li Wei, Chen Yingchun, Zhang Miao, et al. A novel aircraft icing detection system based on optical waveguide technology [J]. Instrument Technique and Sensor, 2009, (12):85—87.
- [6] 熊平.光纤式结冰传感器气象结冰探测应用研究[D].武汉:华中科技大学2011.
Xiong Ping. Research on application of fiber-optic icing sensor in meteorological icing detection[D]. Wuhan:Huazhong University of Science and Technology, 2011.
- [7] 龚晓亮.结冰风洞中冰形生长的光学三维测量研究[D].西安:西北工业大学,2015.
Gong Xiaoliang. Optical 3D measurement of ice shape growth in icing wind tunnel[D]. Xi'anNorthwestern Polytechnical University, 2015.
- [8] 谭舒亚,葛俊峰,叶林,等.非接触式路面结冰探测技术研究进展[J].公路,2015,60(06):244—249.
Tan Shuya, Ge Junfeng, Ye Lin, et al. Research progress on non-contact road surface icing detection technology[J]. Highway, 2015, 60(06):244—249.
- [9] 窦慧,张凌茗,韩峰,等.卷积神经网络的可解释性研究综述[J].软件学报,2024(001):035.
Dou Hui, Zhang Lingming, Han Feng, et al. A review of the interpretability of convolutional neural networks[J]. Journal of Software, 2024(001):035.
- [10] 陈国喜,刘忆森,周松斌,等.基于多分支空洞卷积网络的光谱定量分析[J].激光与光电子学进展,2023,6(09):0930001.
Chen Guoxi, Liu Yisen, Zhou Songbin, et al. Spectral quantitative analysis based on multi-branch dilated convolutional network[J]. Progress in Laser and Optoelectronics, 2023, 60(9): 0930001.
- [11] 朱御康,鲁昌华,张玉钧,等.基于波长注意力的多特征融合卷积神经网络的近红外光谱定量方法[J].光谱学与光谱分析, 2024, 44(9):2607—2612.
Zhu Yukang, Lu Changhua, Zhang Yujun, et al. Near-infrared spectral quantitative method based on wavelength attention multi-feature fusion convolutional neural network[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(9):2607—2612.
- [12] 刘兰军,翟永庆,郑俊俊,等.基于PSO-CNN的土壤氮含量可见/近红外光谱建模[J].光学技术,2021,47(04):438—445.
Liu Lanjun, Zhai Yongqing, Zheng Junjun, et al. Visible/near-infrared spectral modeling of soil nitrogen content based on PSO-CNN [J]. Optical Technique, 2021, 47(04):438—445.
- [13] 焦青亮,刘明,于坤,等.基于卷积神经网络的光谱预处理方法[J].光谱学与光谱分析,2022,42(1):6.
Jiao Qingliang, Liu Ming, Yu Kun, et al. Spectral preprocessing method based on convolutional neural network[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(1):6.
- [14] 郑运,杨思雨,王涛,等.基于数据增强策略和卷积神经网络的近红外光谱分析研究[J].分析化学,2024,000(9):11.
Zheng Yun, Yang Siyu, Wang Tao, et al. Research on near-infrared spectral analysis based on data augmentation strategy and convolutional neural network[J]. Analytical Chemistry, 2024, 000(9):11.
- [15] 王君,陈敏,董明利,等.多尺度特征融合的目标检测算法研究[J].光学技术,2022,48(06):749—754.
Wang Jun, Chen Min, Dong Mingli, et al. Research on object detection algorithm based on multi-scale feature fusion[J]. Optical Technique, 2022, 48(06):749—754.
- [16] 傅鹏有,文岳,张雨柯,等.面向近红外光谱定量分析的深度学习建模与模型迁移[J].光谱学与光谱分析,2023,43(1):10.
Fu Pengyou, Wen Yue, Zhang Yuke, et al. Deep learning modeling and model transfer for near-infrared spectral quantitative analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(1):10.
- [17] 王凡.融合CNN和Transformer的高分辨率遥感影像滑坡检测方法[J].遥感信息,2025,40(05):158—165.
Wang Fan. A high-resolution remote sensing image landslide detection method integrating CNN and Transformer[J]. Remote Sensing Information, 2025, 40(5):158—165.