

基于高光谱图像的巴沙鱼煎制状态识别方法研究

杨松, 王文凯, 王国旭, 赵倬艺, 王慧慧*

大连工业大学机械工程与自动化学院, 辽宁 大连

收稿日期: 2026年2月13日; 录用日期: 2026年3月5日; 发布日期: 2026年3月17日

摘要

为实现巴沙鱼不同煎制状态的快速、客观与无损判别, 本文提出一种利用高光谱成像技术构建巴沙鱼煎制状态智能识别方法。搭建起巴沙鱼煎制状态分类依据, 将巴沙鱼煎制过程划分为生、半熟、熟和过熟四种状态。通过高光谱相机采集不同煎制阶段巴沙鱼样本的空间-光谱三维数据, 并对原始数据进行黑白校正与固定空间裁剪, 构建标准化高光谱数据集。在特征建模方面, 设计了一种CsTsrpModel分类模型, 引入相对位置编码增强模型对空间-光谱位置信息的感知能力以及稀疏注意力机制优化注意力计算过程, 提高模型对重要特征的聚焦能力。结果表明, CsTsrpModel模型在巴沙鱼煎制状态感知中取得了最佳性能, 其准确率、精确率、召回率和F1分数分别达到94.83%、94.94%、94.83%和94.79%。研究结果验证了基于高光谱成像与深度学习方法在巴沙鱼煎制状态识别中的可行性与有效性。

关键词

高光谱技术, 无损检测, 煎制状态识别, 深度学习

Research on a Method for Identifying the Frying State of Basa Fish Based on Hyperspectral Imaging

Song Yang, Wenkai Wang, Guoxu Wang, Zhuoyi Zhao, Huihui Wang*

School of Mechanical Engineering and Automation, Dalian Polytechnic University, Dalian Liaoning

Received: February 13, 2026; accepted: March 5, 2026; published: March 17, 2026

Abstract

To achieve rapid, objective, and nondestructive discrimination of different frying states of Basa fish

*通讯作者。

文章引用: 杨松, 王文凯, 王国旭, 赵倬艺, 王慧慧. 基于高光谱图像的巴沙鱼煎制状态识别方法研究[J]. 人工智能与机器人研究, 2026, 15(2): 481-489. DOI: 10.12677/airr.2026.152047

(*Pangasius bocourti*), this study proposes an intelligent identification method based on hyperspectral imaging technology. A classification framework for frying states was established, in which the frying process was divided into four categories: raw, half-cooked, fully cooked, and overcooked. Spatial-spectral three-dimensional data of samples at different frying stages were acquired using a hyperspectral camera. The raw data were subjected to black-white calibration and fixed spatial cropping to construct a standardized hyperspectral dataset. In terms of feature modeling, a classification model named CsTsrpModel was developed. Relative positional encoding was introduced to enhance the model's perception of spatial-spectral positional information, and a sparse attention mechanism was incorporated to optimize the attention computation process, thereby improving the model's ability to focus on critical features. The results demonstrate that the CsTsrp-Model achieved the best performance in frying state recognition, with accuracy, precision, recall, and F1-score reaching 94.83%, 94.94%, 94.83%, and 94.79%, respectively. These findings validate the feasibility and effectiveness of integrating hyperspectral imaging and deep learning for frying state identification of basa fish.

Keywords

Hyperspectral Imaging, Nondestructive Detection, Frying State Recognition, Deep Learning

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在现代化的大规模餐饮生产中,中央厨房作为主要的食品加工方式,凭借其高效率 and 较损耗的优势,逐渐被全球国家所接受并使用[1]。然而,标准化生产与传统烹饪方法的协调难题日益凸显,尤其是在热加工工艺中涉及到瞬时变化的情况下[2]。这一难题在鱼类煎制工艺中表现得尤为明显[3]。据联合国粮食及农业组织(FAO)发文,2024年巴沙鱼全球年产量超175万吨[4],因其无肌间刺、质地柔嫩等特点,广泛应用于各类调理食品中。因此,如何高效稳定地控制煎制过程,确保鱼肉外脆里嫩,达到恰好的熟化程度,成为亟需解决的问题。

其中,高光谱成像(Hyper spectral Imaging, HSI)技术通过获取不同波段下物体的反射光谱信息,可将样本表面色泽变化、内部水分迁移及蛋白质变性状态与烹饪过程中的熟化程度建立关联[5]。Hassoun 等人结合荧光高光谱与漫反射高光谱成像数据,实现了对烹饪温度及储存时间的有效分类[6]。与此同时,Chao-Hui Feng 等人基于高光谱成像技术并结合多元回归方法,对香肠红度变化进行了预测,展示了高光谱技术在熟化过程动态监测中的应用潜力[7]。然而,高光谱图像蕴含丰富的空间-光谱三维特征信息,传统降维方法在特征压缩过程中难以充分保留其完整信息。相比之下,深度学习方法能够挖掘高光谱数据中的深层特征,有效捕捉多源信息之间的非线性关联[8]。卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)已被广泛证明是一种高效的特征提取模型,能够有效表征高光谱图像中的局部空间结构与纹理特征[9]。然而,由于其在长序列建模和全局依赖关系捕捉方面存在一定局限,CNN对高光谱全局信息的建模能力仍有不足[10]。Transformer 神经网络凭借其核心的自注意力机制,能够直接建模远距离依赖关系并刻画不同模态之间的复杂关联,该优势已在多模态学习任务中得到广泛验证[11]。因此,将CNN的局部特征提取能力与Transformer的全局关系建模优势相结合,为煎制状态的无损检测与预测提供了一种新的研究思路。

本研究以巴沙鱼煎制过程为研究对象,针对不同煎制状态下鱼肉品质变化开展分析。通过对不同煎

制状态的巴沙鱼鱼肉样本进行高光谱成像检测, 构建 CsTsrpModel 煎制状态预测模型, 实现煎制状态的无损识别与判别。如图 1 所示, 本文的主要研究内容包括: (1) 建立巴沙鱼煎制状态判别依据, 为样本分级与模型训练提供依据; (2) 对高光谱一维光谱数据进行特征分析, 探究不同煎制状态下光谱响应特性; (3) 基于卷积神经网络对高光谱空间-光谱三维数据进行特征提取, 并引入混合注意力机制, 以增强关键特征的表达能力; (4) 采用 Transformer 神经网络对提取的特征信息进行煎制状态识别, 引入相对位置编码与稀疏注意力机制, 以强化对重要特征及长程依赖关系的建模能力; (5) 基于所构建的 CsTsrpModel 煎制状态判别模型, 建立混淆矩阵并开展消融实验, 对模型结构改进的有效性进行验证。

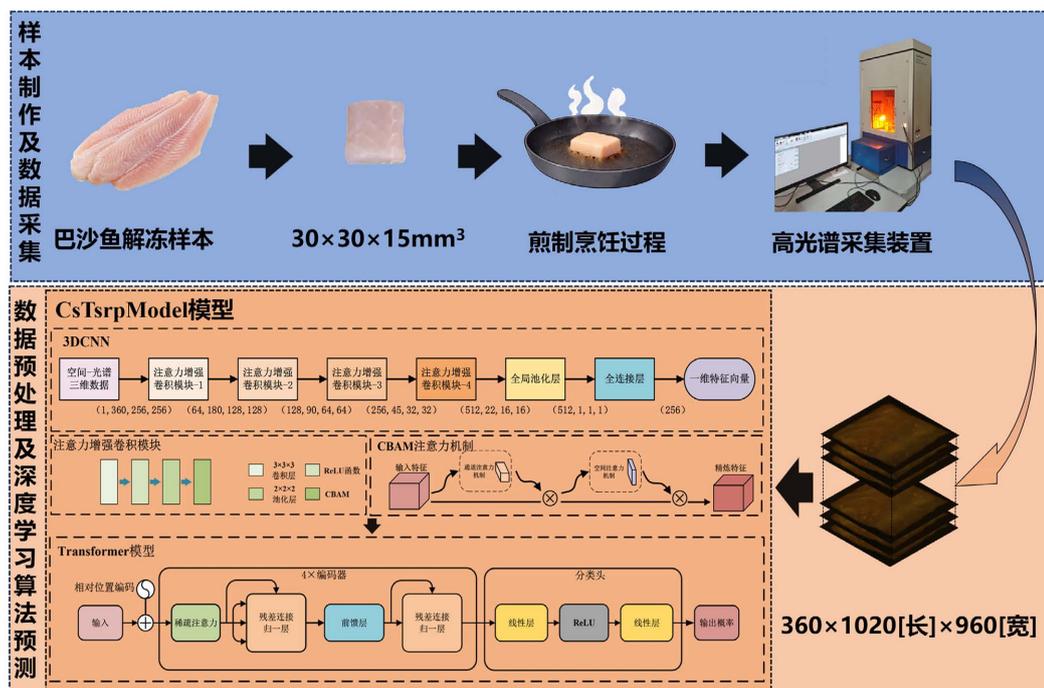


Figure 1. Overall framework for frying state perception of Basa fish

图 1. 巴沙鱼煎制状态感知总体流程图

2. 材料与方法

2.1. 样本的制备

实验样品选取自大连工业大学西门子和市场购入的冷冻巴沙鱼。样品购入后立即置于保温箱中, 并于 30 min 内运送至实验室。随后将鱼肉置于常温无菌箱中进行自然解冻。在环境温度为 $24^{\circ}\text{C} \pm 1^{\circ}\text{C}$ 的条件下, 采用无菌操作台将每条巴沙鱼肉切分为 $30 \times 30 \times 15 \text{ mm}^3$ 的样本, 并统一装入保鲜盒中备用。

煎制实验中, 将样本平放于平底锅中, 使用 120 W 电磁炉进行加热。在正式实验过程中, 为保证变量一致性, 同一样本在煎制 30 s 后进行翻面, 不同样本之间的煎制间隔为 60 s。为确保实验结果的可重复性, 分别在煎制 60、120、180、240 s 及 300~900 s (间隔 60 s) 时取出样本, 同步采集高光谱图像数据。

2.2. 高光谱数据采集及预处理

本研究共采集 600 组样本数据, 样本分别在煎制 60、120、180、240 s 以及 300~900 s (间隔 60 s) 时取出。取出后的样本在室温条件下冷却至环境温度后, 置于高光谱成像系统中进行数据采集, 最终获得 600 组 360 幅 $1020 \text{ [长]} \times 960 \text{ [宽]}$ 像素高光谱图像数据。

由于高光谱相机在成像过程中不可避免地存在暗电流噪声，且光源照射强度分布不均匀，这些因素会对获取的高光谱图像质量产生不利影响。为降低暗电流及光照非均匀性对成像结果的干扰，对高光谱图像进行黑白校正，盖上镜头盖采集黑色校准图像 $B(i, j, r)$ ，打开镜头盖采集校准白板的白色校准图 $W(i, j, r)$ ，根据公式(2-1)进行校准：

$$R(i, j, r) = \frac{I(i, j, r) - B(i, j, r)}{W(i, j, r) - B(i, j, r)} \quad (2-1)$$

其中， i, j, r 分别代表高光谱的三个维度； I 是采集的原始高光谱图像数据； R 是校准后的高光谱数据。

2.3. 煎制状态划分

本研究采用鱼肉中心温度作为煎制过程中熟度状态划分的主要依据。中心温度能够反映鱼肉加热过程中蛋白质变性的整体程度，是评价热加工熟化状态的重要指标。研究表明，不同鱼类肌肉蛋白在加热过程中具有不同的变性温度区间，其中肌球蛋白变性起始温度约为 40°C ，肌动蛋白变性温度约为 70°C [12] [13]。

基于上述蛋白变性温度范围，并结合巴沙鱼以白肌肉为主的组织特性，具体划分标准如表 1 所示，以中心温度为判据，将煎制熟度划分为生、半熟、熟和过熟四种状态。

Table 1. Criteria for determining frying states

表 1. 煎制状态判定表

煎制状态	中心温度范围
生	$<40^{\circ}\text{C}$
半熟	$40^{\circ}\text{C} \sim 60^{\circ}\text{C}$
熟	$60^{\circ}\text{C} \sim 70^{\circ}\text{C}$
过熟	$>70^{\circ}\text{C}$

2.4. 数据集预处理及制作

考虑到原始 HSI 数据 360×1020 [长] $\times 960$ [宽]，数据庞大但存在大量无效背景数据[14]，突出有效特征，将原始 HSI 数据 RAW 格式转换成富含二进制的 MAT 格式，并对固定位置进行裁剪，仅在空间维度进行裁剪，并保留 360 波段数据，借助公式(2-2)，裁剪后数据尺寸为 $H_{crop}(360, 256, 256)$ 。

$$H_{crop} = H[c, x_s : x_s + 255, y_s : y_s + 255] \quad (2-2)$$

其中： x_s, y_s ：空间裁剪起始坐标； c 表示光谱波段。

根据样本的煎制状态将数据划分为生、半熟、熟及过熟四类，并分别赋予标签 0、1、2 和 3，同时按类别建立对应的数据文件夹，以便于后续模型训练与预测。

2.5. 构建 CsTsrpModel 煎制熟度状态判别模型

为充分挖掘高光谱数据在空间维度与光谱维度上的特征表达能力，并实现对巴沙鱼煎制熟度状态的精准判别，本文构建了 CsTsrpModel 煎制熟度状态判别模型。该模型整体采用空间 - 光谱特征联合建模框架，由空间 - 光谱三维特征提取模块和深层特征依赖关系建模模块两部分组成。其中，首先利用 3D CNN 网络对高光谱三维数据进行空间 - 光谱联合特征提取，以获得具有判别能力的高维特征表示；随后，将提取的特征输入 Transformer 网络，通过对网络的进一步改进，提升长序列特征依赖关系的建模效率和

表达能力，实现煎制熟度状态的精细分类识别。

2.5.1. 基于 3D CNN 的空间 - 光谱三维数据特征提取

为充分挖掘 HSI 在空间维度和光谱维度上的联合特征信息，构建基于 3D CNN 的空间 - 光谱特征提取模块。如图 2 所示，该模块由四个连续的 3D 卷积单元组成，各卷积层卷积核数量依次设置为 64、128、256 和 512，卷积核尺寸均为 $3 \times 3 \times 3$ ，以实现由高光谱数据局部空间 - 光谱特征的逐层深度提取。在每个 3D 卷积层后引入尺寸为 $2 \times 2 \times 2$ 的最大池化层，对特征图进行下采样处理，以降低特征维度和计算复杂度，同时增强模型对特征变化的鲁棒性。在池化操作之后，引入混合注意力机制 CBAM，对提取到的特征信息进行进一步筛选与强化，以提升网络对关键判别特征的表达能力。CBAM 模块由通道注意力机制和空间注意力机制构成。其中，通道注意力机制通过学习不同特征通道之间的重要性关系，实现对关键光谱 - 空间特征通道的自适应增强；空间注意力机制通过建模空间位置之间的依赖关系，使网络能够更加关注具有判别意义的关键区域。两种注意力机制协同作用，实现对特征信息在通道维度和空间维度上的联合优化。

在完成多层空间 - 光谱特征提取后，通过全局平均池化将高维特征映射压缩为一维特征向量，并通过全连接层进一步完成特征维度映射，最终输出长度为 256 的一维特征表示。该特征向量作为后续 Transformer 分支输入，用于实现煎制熟度状态的深层特征建模与分类识别。

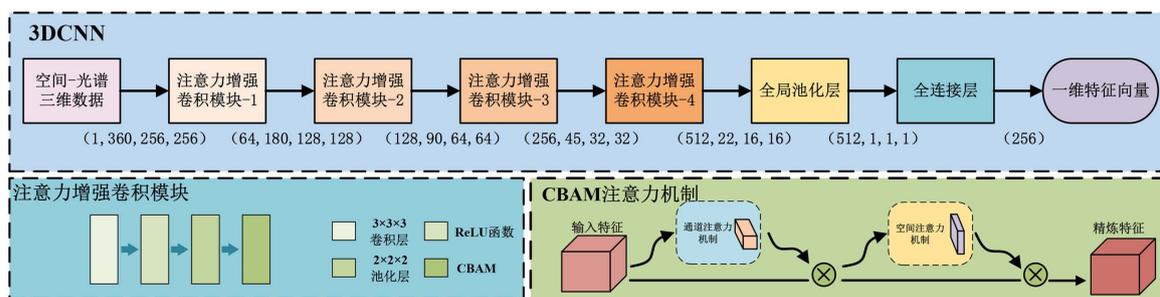


Figure 2. Schematic diagram of the 3D convolutional neural network architecture
图 2. 3D CNN 网络结构示意图

2.5.2. 基于 Transformer 神经网络的煎制状态分类

如图 3 所示，本文构建的 Transformer 神经网络主要由 4 个编码器层和分类头组成。输入特征首先进入 Transformer 编码器模块，在编码器内部通过稀疏注意力机制对特征序列进行选择建模。特征依次经过残差连接与层归一化操作，以稳定网络训练过程并提升特征表达能力。之后进入多头自注意力模块，通过多头并行注意力计算提取不同子空间中的特征关联关系。随后再次通过残差连接与层归一化结构，并输入前馈神经网络模块进行非线性特征映射。其中，多头自注意力模块由 8 个注意力头组成，每个注意力头的特征维度为 64；前馈神经网络由两层全连接层构成，第一层将特征维度映射至 2048 并引入非线性激活函数，第二层将特征维度映射回原始维度，以增强模型的非线性表达能力。

针对高光谱特征序列维度高、冗余信息多以及长距离依赖建模计算复杂度较高的问题，在每一层编码器的自注意力模块中引入稀疏注意力机制，通过限制注意力计算范围，在保持关键特征建模能力的同时显著降低计算复杂度并提升长序列处理效率。同时结合相对位置编码，增强模型对局部特征模式的感知能力，从而提高对煎制过程中细微状态变化的识别精度，其中局部注意力窗口大小设置为 8。编码器输出特征最终输入分类头模块，依次经过线性层、ReLU 激活函数以及线性层映射，最终输出不同煎制状态识别概率。在模型训练过程中，学习率设置为 0.0005，Dropout 比率为 0.15，并引入权重衰减策略，系数

为 1×10^{-5} ，以提升模型的泛化性能。

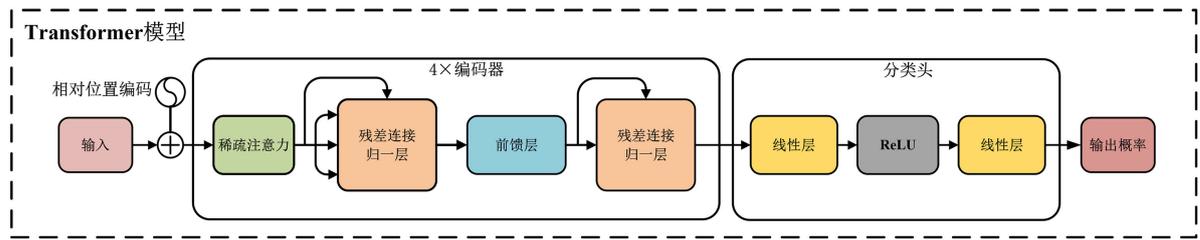


Figure 3. Schematic diagram of the improved transformer network architecture

图 3. 改进 transformer 网络结构示意图

2.6. 模型评价指标

巴沙鱼煎制样本共计 600 个样本，训练集和测试集按照比例划分 8:2，480 个样本作为训练集、120 个样本作为测试集。为了更客观地评估每个模型，引入准确率(Accuracy)、精确率(precision)、召回率(recall)、F1 分数(F1 score)和损失率(Loss Function)作巴沙鱼煎制熟度阶段分类的评估指标，并通过绘制混淆矩阵图对模型结果进行可视化分析，以直观展示各熟度状态样本的分类正确率及误分类情况，从而全面评估模型的性能。

3. 结果与分析

3.1. 煎制过程中的一维光谱分析

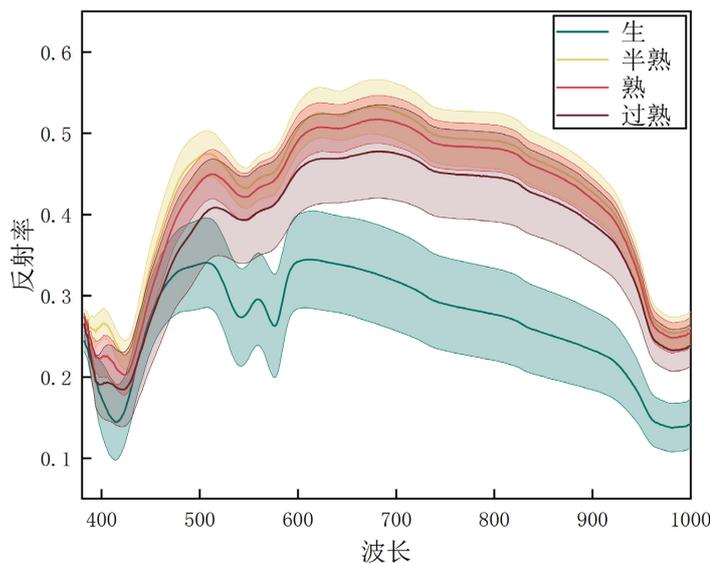


Figure 4. Reflectance spectral curves under different frying states

图 4. 不同煎制状态的反射光谱曲线

光谱曲线反映了巴沙鱼在不同煎制状态下对近红外光的响应特征[15]。其本质来源于鱼肉内部蛋白质、水分及脂肪等成分中官能团对特定波段近红外光能的选择性吸收[16]。如图 4 所示，在 475~500 nm 波段，鱼肉中少量血红素蛋白对光产生吸收，随着加热过程中蛋白逐渐发生热变性，吸收能力减弱，使该波段吸收特征逐渐降低。在 550~700 nm 波段，受少量肌红蛋白及蛋白变性影响，随着煎制进行，肌原

纤维蛋白逐渐变性并导致组织结构改变，鱼肉由半透明状态逐渐转为不透明白色，散射增强，反射率升高；而在过熟阶段，由于油脂作用及美拉德反应影响，鱼肉颜色加深，反射率有所降低[17]。在 700~900 nm 波段，光谱变化主要与水分迁移及组织结构变化相关。随着煎制进行，蛋白变性和水分重新分布会改变组织内部光散射特性，从而引起反射率变化[18]。在 900~1000 nm 波段，光谱变化主要反映鱼肉水分含量变化过程，该区域对水分变化较为敏感，可反映煎制过程中水分逐渐减少的趋势[19]。

3.2. 煎制状态识别模型的性能分析

高光谱相机采集的煎制巴沙鱼 HSI 数据作为输入，利用煎制状态 CsTModel 分类模型实现对不同煎制状态的巴沙鱼熟度准确识别，并分别引入稀疏注意力机制和相对位置编码，构建单一改进策略模型，并融合相对位置编码和稀疏注意力机制，形成完整的巴沙鱼煎制状态 CsTsrpModel 分类模型。

结果如表 2 所示，原始 CsTModel 模型准确率达到 86.67%，验证了该模型架构在巴沙鱼煎制状态判别任务中的可行性。在此基础上，通过引入不同改进策略进一步提升模型性能：采用稀疏注意力机制的 CsTsModel 模型准确率提升至 90.83%，F1 分数达到 90.87%；引入相对位置编码的 CsTrpModel 模型准确率提高至 92.50%，F1 分数达到 92.42%。结果表明，单一改进策略均能有效提升模型性能，其中增添相对位置编码的提升效果更为显著。当进一步融合相对位置编码和系数注意力机制时，所构建的 CsTsrpModel 模型取得了最优分类性能，其准确率和 F1 分数分别达到 94.83% 和 94.79%。核心分类指标的显著提升充分表明 RPE 与 SA 模块在高光谱图像特征建模中的协同增效作用，验证了所提出模型改进方案的有效性与优越性。

Table 2. Performance comparison of different models for frying state classification based on HSI data
表 2. 不同模型在 HSI 数据上的煎制状态性能对比

Data	Model	准确率	精确率	召回率	F1 分数	损失率
HSI	CsTModel	86.67%	86.91%	86.67%	86.52%	0.0576
	CsTrpModel	92.50%	92.53%	92.50%	92.42%	0.0252
	CsTsModel	90.83%	91.23%	90.83%	90.87%	0.0971
	CsTsrpModel	94.83%	94.94%	94.83%	94.79%	0.0297

鉴于整体分类准确率难以全面反映不同煎制熟度状态的识别效果，通过混淆矩阵对各模型的性能进行分析，如图 5 所示。其中，Raw、Medium、Ripe 和 Overripe 分别表示生、半熟、熟和过熟四种煎制状态，各类别在验证集中的样本数量均为 30。原始 CsTModel 模型的混淆矩阵结果表明，Raw 类别中有 29 个样本被正确识别，1 个被误判为 Medium；Medium 类别中正确识别 28 个样本，1 个误判为 Raw，1 个误判为 Overripe；Ripe 类别中仅正确识别 22 个样本，其中 7 个被误判为 Medium，1 个被误判为 Overripe；Overripe 类别中正确识别 24 个样本，另有 6 个被误判为 Ripe，说明原始模型在 Ripe 与 Medium 以及 Overripe 与 Ripe 等相邻熟度状态之间存在较为明显的混淆。引入相对位置编码后，CsTrpModel 模型在 Medium 类别上的正确识别数由 28 提升至 29，Ripe 类别的正确识别数由 22 提升至 27，并有效减少了对 Overripe 的误判，但 Medium 类别中仍存在 1 个样本被误判为 Ripe，同时 Overripe 类别中有 2 个样本被误判为 Medium，表明引入相对位置编码在增强位置关系建模能力的同时，在部分相邻类别间仍可能引入新的误判。相比之下，引入稀疏注意力机制的 CsTsModel 模型在 Overripe 类别上的识别表现较为稳定，并将 Medium 类别的正确识别数由 28 提升至 29，同时 Ripe 类别中正确识别 25 个样本，仅有 4 个被误判为 Medium，说明稀疏注意力机制能够更有效地聚焦关键判别特征，从而缓解相邻熟度状态之间的混淆问题。当进一步融合相对位置编码和稀疏注意力机制时，CsTsrpModel 模型在各类别上均取得了相对均

衡的分类结果：**Raw** 类别实现全部 30 个样本的正确识别；**Medium** 类别正确识别 28 个样本，仅有 1 个误判为 **Raw**、1 个误判为 **Ripe**；**Ripe** 类别正确识别 26 个样本，仅有 3 个误判为 **Medium**、1 个误判为 **Overripe**；**Overripe** 类别实现完全正确识别。整体错分样本数量显著减少，充分表明相对位置编码和稀疏注意力机制在高光谱特征建模中的协同作用有效提升了模型对不同煎制状态的区分能力。

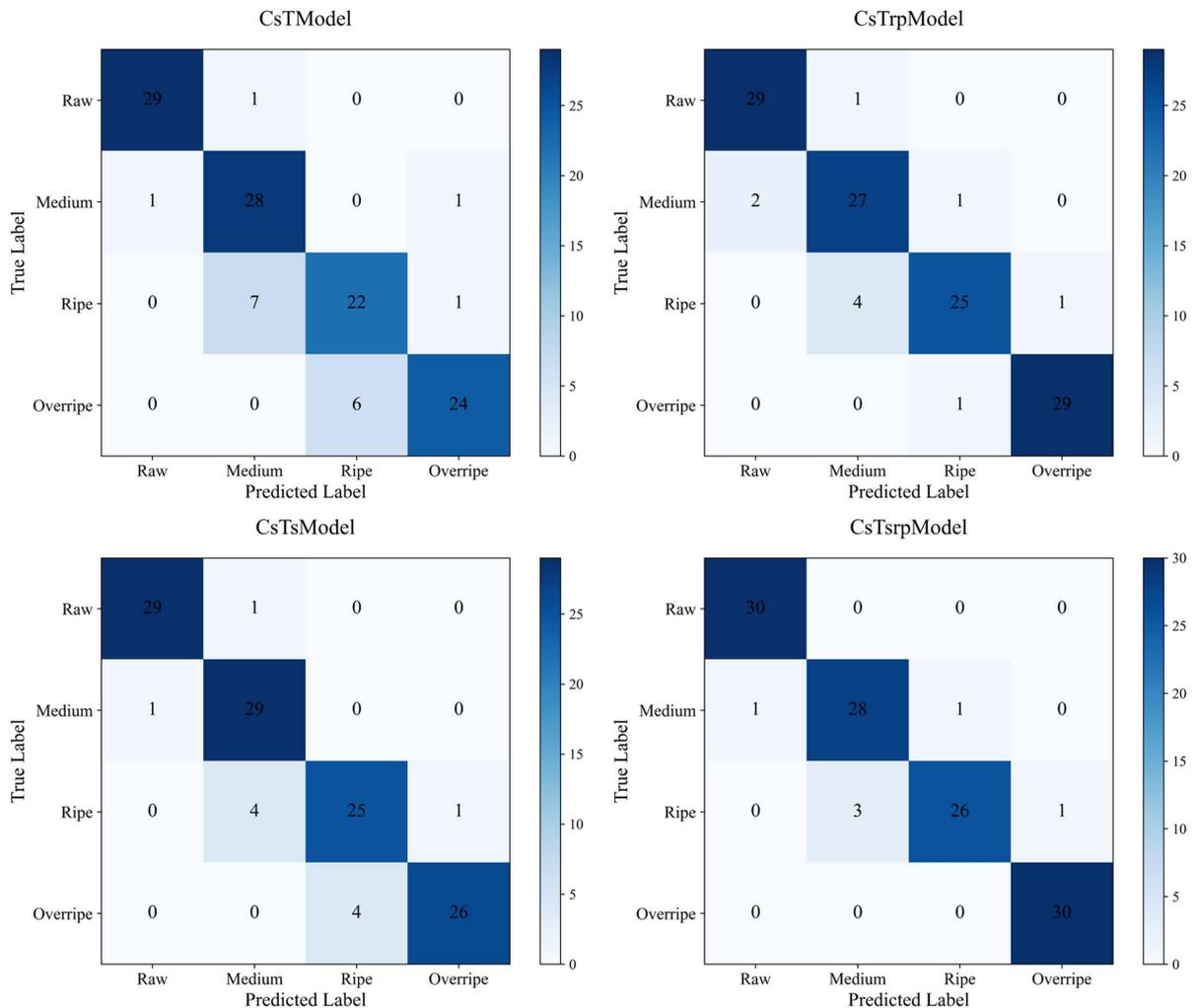


Figure 5. Confusion matrices of different models for frying state classification

图 5. 不同模型煎制状态混淆矩阵图

4. 结论

本研究以中心温度作为巴沙鱼煎制状态的分类依据，基于高光谱成像(HSI)技术构建了巴沙鱼煎制状态分类模型。模型以高光谱数据作为数据输入，利用 3D CNN 对空间 - 光谱特征进行有效提取，并结合 Transformer 网络实现全局特征建模与分类判别。实验结果表明，基于高光谱数据构建的 CsTModel 模型能够较好地刻画不同煎制熟度状态下巴沙鱼的特征差异。在此基础上，通过引入相对位置编码增强模型对光谱 - 空间位置关系的感知能力，并采用稀疏注意力机制提升对关键判别特征的聚焦能力，最终构建的 CsTsrpModel 模型取得了最优分类性能，其准确率、精确率、召回率和 F1 分数分别达到 94.83%、94.94%、94.83%和 94.79%，显著提升了模型对不同煎制状态的识别能力。综上所述，本研究在仅依赖高

光谱成像技术的条件下, 实现了对巴沙鱼煎制状态的准确判别, 验证了基于 HSI 与深度学习方法在鱼类煎制加工品质评估中的可行性与实用价值, 并为其他食品煎制过程状态的智能识别提供了有益参考。

参考文献

- [1] Jia, Y., Hu, L., Liu, R., Yang, W., Khalifa, I., Bi, J., *et al.* (2024) Innovations and Challenges in the Production of Prepared Dishes Based on Central Kitchen Engineering: A Review and Future Perspectives. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, **91**, Article ID: 103521. <https://doi.org/10.1016/j.ifset.2023.103521>
- [2] Ran, X., Lin, D., Zheng, L., Li, Y. and Yang, H. (2023) Kinetic Modelling of the Mass and Heat Transfer of a Plant-Based Fishball Alternative during Deep-Fat Frying and Air Frying and the Changes in Physicochemical Properties. *Journal of Food Engineering*, **350**, Article ID: 111457. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2023.111457>
- [3] Fang, M., Huang, G. and Sung, W. (2021) Mass Transfer and Texture Characteristics of Fish Skin during Deep-Fat Frying, Electrostatic Frying, Air Frying and Vacuum Frying. *LWT*, **137**, Article ID: 110494. <https://doi.org/10.1016/j.lwt.2020.110494>
- [4] FAO (2024) The State of World Fisheries and Aquaculture 2024. Food and Agriculture Organization of the United Nations.
- [5] 刘海, 郑福平, 熊振海, 等. 高光谱成像技术在肉品品质评价中的应用[J]. 食品科学, 2018, 39(11): 276-283. <https://link.cnki.net/urlid/11.2206.TS.20170519.0940.024>
- [6] Hassoun, A., Cropotova, J., Rustad, T., Heia, K., Lindberg, S. and Nilsen, H. (2020) Use of Spectroscopic Techniques for a Rapid and Non-Destructive Monitoring of Thermal Treatments and Storage Time of Sous-Vide Cooked Cod Fillets. *Sensors*, **20**, Article 2410. <https://doi.org/10.3390/s20082410>
- [7] Feng, C., Makino, Y. and García Martín, J.F. (2020) Hyperspectral Imaging Coupled with Multivariate Analysis and Image Processing for Detection and Visualisation of Colour in Cooked Sausages Stuffed in Different Modified Casings. *Foods*, **9**, Article 1089. <https://doi.org/10.3390/foods9081089>
- [8] Rasti, B., Hong, D., Hang, R., Ghamisi, P., Kang, X., Chanussot, J., *et al.* (2020) Feature Extraction for Hyperspectral Imagery: The Evolution from Shallow to Deep: Overview and Toolbox. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, **8**, 60-88. <https://doi.org/10.1109/mgrs.2020.2979764>
- [9] Li, N., Wang, Z. and Cheikh, F.A. (2024) Discriminating Spectral-Spatial Feature Extraction for Hyperspectral Image Classification: A Review. *Sensors*, **24**, Article 2987. <https://doi.org/10.3390/s24102987>
- [10] Zhong, Z., Li, Y., Ma, L., Li, J. and Zheng, W. (2022) Spectral-Spatial Transformer Network for Hyperspectral Image Classification: A Factorized Architecture Search Framework. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **60**, 1-15. <https://doi.org/10.1109/tgrs.2021.3115699>
- [11] Yang, J., *et al.* (2021) Focal Self-Attention for Local-Global Interactions in Vision Transformers. arXiv: 2107.00641
- [12] 邵颖, 王小红, 吴文锦, 等. 5 种淡水鱼肌肉热特性比较研究[J]. 食品科学, 2016, 37(19): 106-111.
- [13] Aussanasuwannakul, A., Weber, G.M., Salem, M., Yao, J., Slider, S., Manor, M.L., *et al.* (2012) Effect of Sexual Maturation on Thermal Stability, Viscoelastic Properties, and Texture of Female Rainbow Trout, *Oncorhynchus mykiss*, Fillets. *Journal of Food Science*, **77**, S77-S83. <https://doi.org/10.1111/j.1750-3841.2011.02512.x>
- [14] Jia, B., Wang, W., Ni, X., Lawrence, K.C., Zhuang, H., Yoon, S., *et al.* (2020) Essential Processing Methods of Hyperspectral Images of Agricultural and Food Products. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, **198**, Article ID: 103936. <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2020.103936>
- [15] Osborne, B.G., Fearn, T. and Hindle, P.H. (1993) Practical NIR Spectroscopy with Applications in Food and Beverage Analysis. Addison-Wesley Longman Ltd.
- [16] Ma, J., Sun, D., Pu, H., Cheng, J. and Wei, Q. (2019) Advanced Techniques for Hyperspectral Imaging in the Food Industry: Principles and Recent Applications. *Annual Review of Food Science and Technology*, **10**, 197-220. <https://doi.org/10.1146/annurev-food-032818-121155>
- [17] Khoshnoudi-Nia, S. and Moosavi-Nasab, M. (2019) Prediction of Various Freshness Indicators in Fish Fillets by One Multispectral Imaging System. *Scientific Reports*, **9**, Article No. 14704. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-51264-z>
- [18] Cheng, J., Dai, Q., Sun, D., Zeng, X., Liu, D. and Pu, H. (2013) Applications of Non-Destructive Spectroscopic Techniques for Fish Quality and Safety Evaluation and Inspection. *Trends in Food Science & Technology*, **34**, 18-31. <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2013.08.005>
- [19] Zhu, F.L., He, Y. and Shao, Y.N. (2015) Application of Near-Infrared Hyperspectral Imaging to Predicting Water Content in Salmon Flesh. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, **35**, 113-117.