# 基于空间分辨光谱的鲜食玉米含水率和硬度MaMoNet检测模型

许 敏[1], 赵 鑫[1], 陈艳萍[2], 朱启兵[1], 黄 敏[1*]

(1. 江南大学轻工过程先进控制教育部重点实验室,江苏无锡 214122,中国; 2. 江苏省农业科学院粮食作物研究所,江苏南京 210014,中国)

**摘 要:** [**目的/意义**] 含水率和硬度是评价鲜食玉米品质的两个重要参数。传统的基于单点测量的近红外光谱分析技术难以实现对带苞叶鲜食玉米含水率和硬度的高精度检测。[**方法**] 针对这一问题,以带苞叶鲜食玉米为研究对象,构建多通道可见光-近红外空间分辨光谱采集系统,获取玉米样本的多通道光谱数据,并提出一种融合Mamba状态空间模型与多门专家混合(Multi-gate Mixture-of-Experts, MMoE)机制的多任务预测网络——MaMoNet(Mamba-MMoE Network)。首先通过一维卷积结构进行局部特征提取,然后基于Mamba的多尺度特征提取模块捕捉光谱随波段变化的长程依赖特征,随后引入MMoE模块实现籽粒含水率与硬度预测任务间的特征自适应分配。[**结果和讨论**] 结果表明,MaMoNet在测试集上玉米籽粒含水率预测的决定系数$R^2$达到了0.91,硬度预测$R^2$达到了0.89,均优于对比模型。消融实验进一步证明Mamba模块在建模光谱长程依赖关系方面具有显著优势,以及MMoE机制能够有效缓解多任务学习中任务间特征竞争问题。[**结论**] MaMoNet模型能够充分利用空间分辨光谱信息,实现带苞叶鲜食玉米籽粒含水率和硬度的高精度同步预测,可为鲜食玉米品质的快速、无损检测提供高效可行的方案,具有良好的应用潜力。

**关键词:** 鲜食玉米;多通道可见光-近红外光谱;Mamba模型;多任务学习;品质预测

**中图分类号:** S-3 **文献标识码:** A **文章编号:** SA202512025

引用格式:许敏, 赵鑫, 陈艳萍, 朱启兵, 黄敏. 基于空间分辨光谱的鲜食玉米含水率和硬度MaMoNet检测模型[J]. 智慧农业(中英文), 2026, 8(4): 114-126. DOI: 10.12133/j.smartag.SA202512025

XU Min, ZHAO Xin, CHEN Yanping, ZHU Qibing, HUANG Min. MaMoNet-Based Detection Model for Moisture Content and Hardness of Fresh Corn Using Spatially Resolved Spectroscopy[J]. Smart Agriculture, 2026, 8(4): 114-126. DOI: 10.12133/j.smartag.SA202512025 (in Chinese with English abstract)

## 0 引 言

鲜食玉米,又称蔬菜玉米,是指以未成熟的籽粒或柔嫩果穗为食用部分的玉米品种,通常在乳熟期或蜡熟初期采收。作为典型的全谷物,鲜食玉米凭借其细腻口感、低热量与高纤维特性、丰富的维生素和矿物质含量,以及独特的功能性成分,在健康膳食中占据重要地位[1-3]。含水率和硬度是评价鲜食玉米品质的两个重要参数,其中含水率反映籽粒的鲜嫩度与适口性,而硬度与籽粒组织结构及食用品质密切相关[4,5]。准确、快速地测定这两项指标,不仅有助于鲜食玉米的品质分级与采收时机判断,也可为育种改良和产业化推广提供重要参考。

近红外光谱分析技术因其快速、无损的优势,在包含玉米在内的各种农产品品质检测领域得到广泛应用[6-8]。针对鲜食玉米品质检测,已有研究基于近红外光谱与高光谱成像技术开展了大量探索并取得了良好效果。例如,ZHENG等[9]利用近红外光谱技术,在不同环境条件下实现了玉米籽粒含水率与蛋白质含量的预测,在最优模型条件下,含水率预测的$R^2$达到0.97、RMSE为0.45%,蛋白质预测的$R^2$为0.82,RMSE为0.51%。ZHANG等[10]采

收稿日期:2025-12-26

基金项目:国家自然科学基金项目(62273166);江苏省农业科技自主创新资金(CX〔23〕3129)

作者简介:许 敏,硕士研究生,研究方向为光学检测技术,E-mail: minxu0719@163.com

*通信作者:黄 敏,博士,教授,博士生导师,研究方向为先进光学检测技术、复杂工业过程建模与智能控制,E-mail: huangmzqb@163.com

copyright©2026 by the authors (登录www.smartag.net.cn免费获取电子版全文)

用高光谱成像技术，通过获取单粒玉米籽粒胚面与非胚面光谱图像，对其含水率进行分析建模，其最优模型预测集的相关系数$R$达到较高水平，综合评价指标RMSE/（1+$R$）为0.141。WANG等[11-13]构建了一套长波近红外高光谱成像系统，实现了单粒玉米籽粒含水率的检测。上述研究均以去苞叶后的玉米籽粒或单粒籽粒作为检测对象，然而，在实际生产与流通环节中，为减少机械损伤、延缓水分流失、调节微环境湿度、抑制呼吸作用与微生物繁殖，降低冷链损耗，鲜食玉米在采收、贮运及销售环节通常保留苞叶以最大化产品价值。苞叶会严重干扰入射光子在玉米籽粒内部的传播，导致传统的基于单点测量的近红外光谱分析技术难以适用带苞叶的鲜食玉米含水率和硬度检测。带苞叶鲜食玉米可以看作是一个由苞叶（表层）和玉米籽粒（次表层）构成的分层生物组织，从分层组织表面出射的光子强度是表层和次表层组织共同作用的结果。根据光子输运理论，次表层组织对被测组织表面出射光子的贡献度会随着入射光源和探测器距离的增加而增大[14]。利用与入射光子偏移不同距离的光纤阵列获得光子在带苞叶玉米的空间分布信息（空间分辨光谱），将有助于消除玉米苞叶对光谱信息的干扰，为内部籽粒品质的高精度检测模型构建提供可能。

空间分辨光谱包含了被测目标光谱的空间分布信息，其数据维度要高于单点测量方式，且原始光谱存在着较强的波段和空间相关性[15]。空间分辨光谱的高维和强相关性导致传统机器学习方法，如偏最小二乘回归（Partial Least Squares, PLS）、支持向量机（Support Vector Machine, SVM）等，难以充分挖掘光谱中的非线性与高阶特征[16-18]。近年来，以卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）、Transformer为代表的深度学习模型，凭借端到端特征提取能力，在光谱建模中得到广泛报道[19]。例如，卢元兵等[20]使用一种混合三维与二维卷积结构（3D-2D CNN）的神经网络提取空间-光谱-时间特征信息，用于多时相遥感农作物分类，显著提升了分类精度与鲁棒性。CHEN等[21]基于Transformer结构，并借助于自注意力机制，实现了对大麦、鹰嘴豆和高粱等多品种的准确分类。但是，CNN网络难以捕获光谱数据波段间的远程依赖关系[22]；而Transformer模型因其高计算复杂度和对大样本训练的依赖使其在小样本光谱场景中表现受限[23]。另外，现有的光谱学建模方法多采用单任务学习，仅针对单一品质指标构建模型，不仅效率低下，而且忽略了不同品质参数之间的内在联系[24, 25]。一些多任务学习（Multi-Task Learning, MTL）策略被引入光谱建模领域，以实现任务信息共享与互补；但传统的MTL结构大多采用“前端共享、后端分离”的设计，缺乏灵活的特征分配机制，导致其模型性能的改善有限[26, 27]。

Mamba是近年来提出的基于选择性状态空间的序列建模工具[28]。由于兼具了循环神经网络（Recurrent Neural Network, RNN）的高效性与Transformer的全局建模能力，Mamba能够有效捕获小样本、高相关性的数据中存在的远程依赖关系，具有良好的计算效率与泛化性能。本研究基于Mamba模型的特点，借助于多任务学习策略，提出了一种基于Mamba与多门专家混合（Multi-gate Mixture-of-Experts, MMoE）机制相结合的多任务光谱预测模型——MaMoNet（Mamba-MMoE Network），用于同时预测带苞叶鲜食玉米的含水率和硬度。该模型基于Mamba状态空间结构高效捕获光谱波段间的长程依赖关系，实现对光谱序列潜在动态特征的深层表达；同时引入MMoE[29]，通过多个专家网络与任务特异化门控模块的组合，实现特征层面的动态分配，使模型能够充分挖掘籽粒含水率与硬度之间的内在关联，获得高精度的含水率与硬度预测结果，以期为带苞叶玉米的含水率和硬度同时检测提供高效可行的方案。

## 1　材料与方法

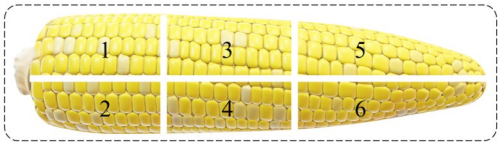
### 1.1　实验材料

本研究采用苏科糯229鲜食玉米，于2025年7月1日在江苏省农科院玉米培育基地选择90根大小均匀、无病虫害的玉米作为样本，对其标号，并于当天摘取其中15根带回实验室进行实验。之后，每隔4～7 d摘取15根玉米，直至样本采集完成。在整个采样过程中，鲜食玉米籽粒成熟度逐渐提高，由乳熟期逐步过渡至完熟期。

实验时，将1根玉米分为上、中、下3节，每节分为两半（如图1所示），视为6个样本，去除生长过程中遭受虫害的玉米样本，最终共获得500个样本。

### 1.2　光谱采集

本实验使用实验室自主研发的空间分辨光谱检测系统采集玉米光谱数据，该系统由光源

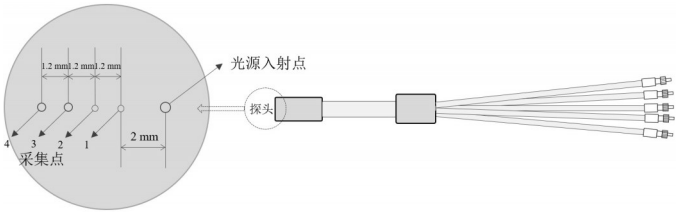



注:序号表明将1根玉米分为上、中、下3节,每节分为两半,得到6个样本。

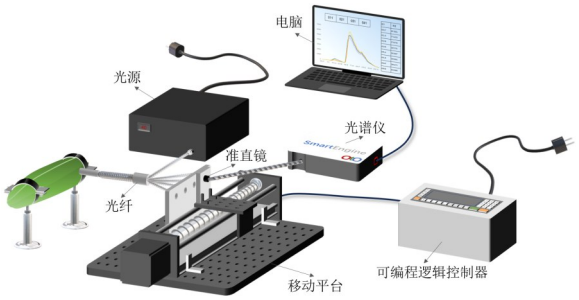
图1 玉米样品分区

Fig. 1 Corn sample segmentation

(HL100, 复享, 上海)、光谱仪(SE2030-050-FU-VN, OtO Photonics, 台湾,范围为400~1 100 nm,光谱分辨率约为0.76 nm)、可移动平台、可编辑逻辑控制器、计算机、光纤等构成。其中,与光谱仪连接的光纤线径为1 000 μm,图2a所示光纤由1根光源光纤和4根两种尺寸(400和600 μm)的接收光纤组成,光源通过1根1 000 μm的光纤传送,其一端与4根接收光纤一起固定在定型管上;另一端连接光源。如图2a所示,由于靠近光源的光纤会接收到来自样品的强反射,当第1根接收光纤与入射光纤过于接近时,光信号会直接进入接收光纤而产生干扰,因此将第1根接收光纤与光源光纤之间的距离设置得较远一些,并将靠近光源的2根光纤(接收光纤1、2)配置为400 μm,接收光纤1、2与光源的空间距离分别为2.0和3.2 mm,另外离光源较远的2根光纤(接收光纤3、4)配置为600 μm,接收光纤3、4与光源的空间距离分别为4.4和5.6 mm。这样设计的好处是在固定曝光时间后采集光谱数据时,可以保证靠近光源的光纤采集到的光谱数据不会过曝,远离光源的光纤采集到的光谱数据不会过小。




a. 光纤结构图




b. 光谱采集系统

图2 玉米带苞叶光谱数据采集

Fig. 2 Husk-on corn spectral data acquisition

如图2b所示,在进行空间分辨光谱采集时,将光源光纤与光源连接,4根接收光纤分别连接到移动平台一侧,另一侧通过一根光纤与光谱仪相连,光谱仪使用USB数据线连接到电脑上,通过Spectral Smart 2020软件记录和保存光谱数据。为保证多通道接收光纤与光谱仪之间的光学耦合稳定性,采用高精度步进电机完成机械定位,实现稳定、可重复的定位,并在移动平台两侧所有需要进行光纤连接的位置均加装了准直镜组件,使4个接收通道在切换至光谱仪输入端时均能够保持良好对准状态,从而保证不同通道之间光信号采集条件的一致性。光谱采集时,多通道可见光-近红外光谱系统的曝光时间设置为40 ms,光源功率为40 W。实验时,剥去玉米表面较脏的几层,将检测探头轻贴在玉米样品表面,通过可编程逻辑控制器控制移动平台,实现通道间自由切换,获得4条空间分辨光谱。为减少苞叶厚度差异对光谱采集结果的影响,在每个采样时期开始进行实验前,首先随机选取该批次玉米样本,对其保留苞叶厚度进行测量,并以此作为该采样时期苞叶保留厚度的参考标准。随后,该批次内其余样本均按照该参考厚度进行人工剥离与控制,使苞叶厚度保持基本一致。经测量,各采样时期内样本苞叶厚度约为4 mm,厚度波动较小,对光谱采集结果的影响可以忽略。

### 1.3 品质参数测量

光谱采集完成后，从对应采集区域挑选7～8粒较为饱满的玉米籽粒。随后，按照GB/T 5497-85标准采用烘干法（105 ℃，7 h）测定其含水率。具体方法为：将籽粒称重后放入105 ℃鼓风干燥箱（DHG-1013B，长葛市唯恒机械，河南）中烘干至恒重（约7 h），取出后再次称重，计算烘干前后质量差，并根据公式（1）计算籽粒的含水率。

$$w(\%) = \frac{w_1 - w_2}{w_1} \times 100 \quad (1)$$

式中：$w$为玉米籽粒含水率，%；$w_1$为烘干前籽粒的质量，g；$w_2$为烘干后籽粒的质量，g。

硬度由质构分析仪（TA.XTC-18，保圣科技，上海）进行测定，采用P/5探头（直径为2 mm），最小触发力、穿刺距离和速度分别设定为20 N，10.0 mm和1.0 mm/s。测定时，在同一籽粒区域重复测量3次并取平均值，以降低随机误差，穿刺位置统一选取籽粒腹部中央区域。

### 1.4 MaMoNet

MaMoNet结构示意图如图3所示，整体采用“局部特征提取-全局依赖建模-多任务协同学习”的层次化结构设计。首先，1D-CNN模块用于提取光谱的局部结构特征并降低冗余信息；其次，Mamba模块通过高效的状态空间建模机制捕获波段间的长程依赖关系，实现对光谱序列的全局表征；最后，MMoE模块在共享与特异特征之间实现动态分配，从而完成对多品质参数的联合预测。该设计充分结合了光谱数据的序列特性与多任务间的内在相关性，从而实现高效、稳定的端到端建模。

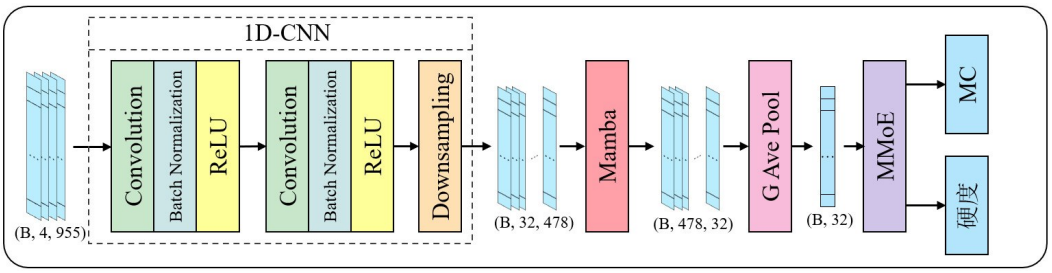



图3　MaMoNet结构示意图

Fig. 3　Schematic structure of the MaMoNet model

#### 1.4.1　1D−CNN

玉米光谱数据具有高维度、波段间强相关性及局部特征变化微弱等特点，直接建模原始序列往往难以有效捕捉局部细节，易受冗余信息干扰，影响多任务预测精度。为此，MaMoNet首先设计了一个局部特征提取模块（图3），用于提取光谱的低层空间模式和局部结构特征，为后续长程建模提供更加紧凑的输入表示。

该模块采用一维卷积网络（One-Dimensional Convolutional Neural Network, 1D-CNN）结构，对4通道光谱数据进行局部特征提取。输入形状为（B，4，955），其中B表示批次大小，4表示4个采集通道，955为光谱波段数。模块包含两层卷积，依次将输入通道数从4映射到8，再从8映射到16。每层卷积核大小为3、步长为1、填充为1，并配合批归一化（Batch Normalization）与ReLU激活函数，以有效提取局部特征。为降低数据维度、抑制噪声并提升计算效率，在卷积层后加入下采样（Downsampling）操作，将特征序列长度由955压缩至478，输出特征形状为（B，32，478），从而减少后续Mamba模块的计算负担，并在一定程度上实现特征去相关，有助于提升长序列建模的稳定性与鲁棒性。

#### 1.4.2　Mamba

在经卷积层提取局部结构特征后，仍需进一步捕获光谱序列中远程波段间的全局依赖关系。为有效挖掘其潜在结构特征，本研究引入了Mamba模块。Mamba是一种基于选择性状态空间模型的高效序列建模方法，能够在保持长程依赖建模能力的同时大幅降低计算复杂度。它是SSM（State Space Model）的改进版本，其核心思想来源于一个连续时间系统，通过隐藏状态的动态演化实现输入序列到输出序列的映射，如公式（2）和公式（3）所示。

$$h'(t) = \boldsymbol{A}h(t) + \boldsymbol{B}x(t) \quad (2)$$

$$y(t) = \boldsymbol{C}h(t) \quad (3)$$

式中：$t$为时间步；$x$（$t$）为时刻$t$的输入信号；$h$（$t$）表示系统的隐藏状态；$h'$（$t$）表示隐藏状态关于时间的变化率；$y$（$t$）为模型输出；$\boldsymbol{A}$为状态

转移矩阵；$\boldsymbol{B}$和$\boldsymbol{C}$为投影矩阵。

由于上述等式描述的是连续时间系统，无法直接应用于基于离散序列的深度模型中，因此需借助零阶保持器（Zero Order Hold, ZOH）将矩阵$\boldsymbol{A}$和$\boldsymbol{B}$转换为对应的离散化矩阵$\bar{\boldsymbol{A}}$和$\bar{\boldsymbol{B}}$，如图4所示，具体过程如公式（4）和公式（5）所示。

$$\bar{\boldsymbol{A}} = \exp(\Delta \boldsymbol{A}) \tag{4}$$

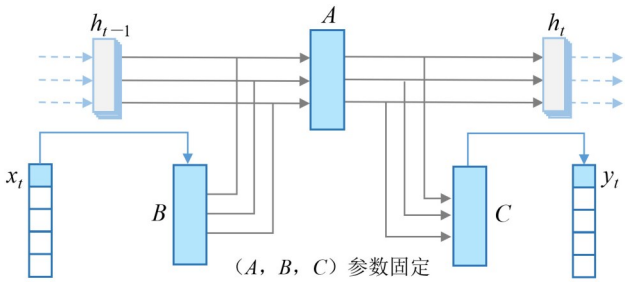
$$\bar{\boldsymbol{B}} = (\Delta \boldsymbol{A})^{-1}\left(\exp(\Delta \boldsymbol{A}) - \boldsymbol{I}\right) \cdot \Delta \boldsymbol{B} \tag{5}$$

式中：$\Delta$为时间尺度参数，用于控制连续系统到离散系统的映射。$\boldsymbol{I}$为单位矩阵。离散化后可以表示为公式（6）和公式（7）。

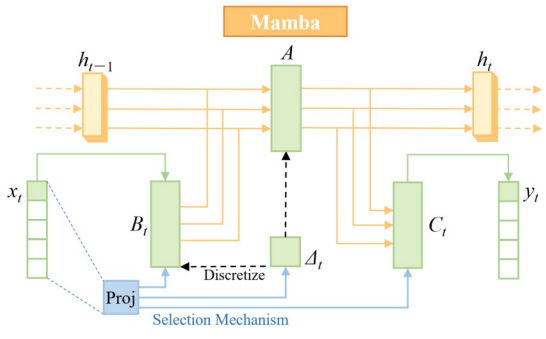
$$h_t = \bar{\boldsymbol{A}} h_{t-1} + \bar{\boldsymbol{B}} x_t \tag{6}$$

$$y_t = \boldsymbol{C} h_t \tag{7}$$

式中：$h_t$为离散时间步$t$的隐藏状态；$x_t$为输入，$y_t$为输出。




a. SSM结构示意图




b. Mamba结构示意图

图4 SSM与Mamba的体系结构对比示意图

Fig. 4 Architecture comparison of the SSM and Mamba block

另外，传统SSM在建模中存在两个主要问题：一是参数固定。模型中的关键参数矩阵$\boldsymbol{B}$、$\boldsymbol{C}$，以及时间尺度$\Delta$均为静态学习参数，缺乏对输入序列的适应能力。二是缺乏选择性。对所有输入序列采用统一处理方式，难以突出关键波段或抑制冗余信息，从而在复杂光谱任务中表现受限。为克服这些问题，Mamba在SSM基础上引入了选择性机制，该机制利用线性投影函数Proj(·)将关键参数设计为依赖输入的动态函数：$\boldsymbol{B}_t$，$\boldsymbol{C}_t$，$\Delta_t$。通过这一选择性机制，Mamba能够对输入光谱序列进行动态建模：突出任务相关特征并降低噪声干扰，从而有效提升特征提取的有效性与鲁棒性。

在本研究的光谱建模任务中，来自1D-CNN模块的输出（B，32，478）在输入Mamba模块前沿光谱维度转置为（B，478，32），以适应其在波段方向上的序列建模结构。如图5所示，输入序列$\boldsymbol{X}$首先经过归一化处理，随后，模型通过线性映射将$\boldsymbol{X}$投影到两个新特征空间$x$和$z$，其中$x$用于主序列建模，$z$用于辅助选择性调制。接着，利用带有SiLU激活函数的一维卷积层对$x$进行初步特征提取，得到更新后的特征表示$x'$。然后，$x'$被映射为状态空间模型的参数矩阵$\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{B}$和$\boldsymbol{C}$，并通过时间尺度参数$\Delta$将连续系统离散化。紧接着，在完成状态递推计算后，得到的中间特征$y'$将与经SiLU激活的辅助向量$z$进行逐元素点乘，实现对不同光谱通道的自适应加权。最后，输出经过线性投影并与原始输入残差相加，形成最终的输出序列$\boldsymbol{Y}$。

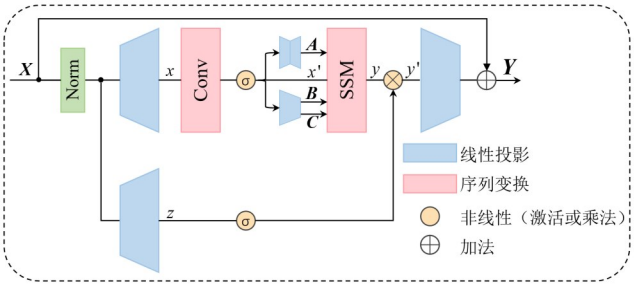



图5 Mamba块网络结构

Fig. 5 Network structure of Mamba block

在经过Mamba模块处理后，对数据采用全局平均池化操作，对序列维度进行聚合，得到固定长度的全局特征向量（B，32），用于后续的多任务学习。

### 1.4.3 MMoE

多任务学习中，传统方法通常通过共享底层特征并在高层为每个任务设置独立分支实现联合建模。然而，这种“硬共享”方式容易引发任务冲突：部分特征对某一任务有益，却可能对另一任务造成干扰。为此，本研究在模型中引入了MMoE，通过软共享机制在任务间实现灵活的信息交互与动态特征分配。如图6所示，MMoE模型不是让所有任务共享一个底层网络，而是有一组底层网络，每个底层网络都被称为专家。在本研究中，每个专家都是1个前馈网络。

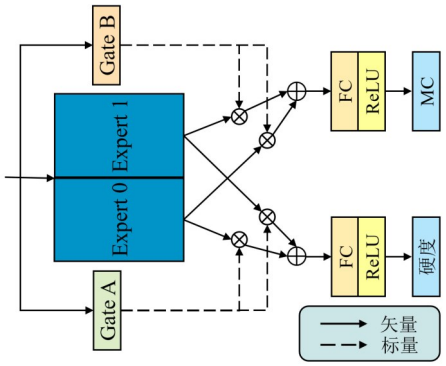



图6　MMoE块网络结构

Fig. 6　Network structure of MMoE block

MMoE结构受到专家混合模型（Mixture-of-Experts, MoE）以及近年来提出的MoE层的启发[30]，原始MoE模型可表示为公式（8）。

$$E = \sum_{i=1}^{n} g(a)_i f_i(a) \tag{8}$$

式中：$E$为模型的输出向量。$f_i(a)(i = 1, \cdots, n)$表示第$i$个专家网络的输出，$\sum_{i=1}^{n} g(a)_i = 1$；$g(a)_i$表示门控网络对第$i$个专家的权重，也即该专家在当前输入下的激活概率。$g$表示将所有专家的结果集成在一起的门控网络，具体而言，门控网络根据输入生成$n$个专家的分布，最终输出是所有专家输出的加权和。

在此基础上，MMoE为每个任务k添加了一个单独的门控网络$g^k$，第$k$个任务的输出表示如公式（9）和公式（10）所示。

$$E_k = l^k\left(f^k(a)\right) \tag{9}$$

$$f^k(a) = \sum_{i=1}^{n} g^k(a)_i f_i(a) \tag{10}$$

在实现中，每个专家网络均为结构相同的多层感知机（Multi-Layer Perceptron, MLP），并使用ReLU激活函数。每个任务的门控网络通过对输入特征进行简单的线性变换，并接入softmax层，生成对各专家的权重分布，如公式（11）所示。

$$g^k(a) = \text{softmax}\left(\boldsymbol{W}_{gk} a\right) \tag{11}$$

式中：$\boldsymbol{W}_{gk} \in \mathbb{R}^{n \times d}$是1个可训练的权重矩阵；$n$为专家数量；$d$为特征维数。通过这种输入自适应的专家选择机制，模型在多任务间实现了灵活的特征共享与解耦，大幅降低了任务冲突风险。

在经过MMoE特征解耦与共享后，所得特征被分别送入对应的任务预测头中进行回归预测。每个任务头由1层全连接结构组成，将融合后的特征从（B，16）映射至（B，1），并在全连接层后引入ReLU激活函数，以增强模型的非线性表达能力。这种设计使各任务头在共享低层特征的基础上，能够分别学习任务相关的高层表示，从而同时输出含水率与硬度预测结果，实现多任务回归预测的目标。

## 1.5　实验设置

本研究将采集的500个玉米光谱样本按7∶1∶2的比例随机划分为训练集、验证集和测试集，分别得到训练集样本350个、验证集样本50个，测试集样本100个。为消除单次随机划分带来的偶然性影响，采用随机划分10次的方式构建数据集，每次独立划分后分别进行模型训练与测试，最终以10次实验结果的均值作为模型的最终性能评价指标，以确保实验结果的稳定性和可靠性。

为全面评估本研究中提出的MaMoNet在玉米光谱数据上对多个品质参数的预测性能，将其与传统PLS和3种多任务卷积神经网络（Multi-Task Convolutional Neural Network, MTCNN）进行比较。为了区别不同方法，后续分别使用Multi-Task CNN[31]、Multi-CNN[32]和MTCNN[33]作为各自缩写。对比方法参考原文中提供的参数，并结合本研究原始数据的特点做出轻微调整。各方法的超参数设置如下：1）MaMoNet。训练过程采用各任务均方误差（Mean Squared Error, MSE）之和作为损失函数，为消除不同品质参数间的量纲差异，对各任务的预测值与真实值进行了归一化处理。使用AdamW优化器对模型进行优化，学习率（Learning Rate）设为$1e^{-4}$，批量规模（Batch Size）设为32，迭代次数（Epoch）设为1 100。2）PLS。采用PLS作为传统光谱建模方法进行对比。以光谱数据为自变量、品质参数为因变量分别建模，潜变量数通过训练集交叉验证确定，以避免过拟合，并在测试集上评估预测性能。3）Multi-Task CNN。该模型被证明在枸杞化学成分含量预测中具有良好效果。其结构由共享层和任务特异分支组成，其中共享层包括3层卷积层和两层池化层，任务特异分支由两层全连接层构成，并引入了通道－光谱注意力模块以增强特征表达能力。4）Multi-CNN。该方法在猪肉品质检测中表现优异，该模型包含卷积层、池化层、全连接层等结构，其参数设置依据文献［32］进行配置。5）MTCNN。该模型应用于菠菜色素含量预测，采用硬参数共享机制，由两个卷积模块和两个全连接层组成。

模型训练的硬件环境为Intel（R）Core（TM）i7-8700CPU@3.20 GHz 3.19 GHz，操作系统为Windows10（64位），编程语言为Python3.8，深度学习框架为PyTorch1.10.1。

### 1.6 网络性能评估

本研究采用决定系数（Coefficient of Determination, $R^2$）、均方根误差（Root Mean Square Error, RMSE）、剩余预测偏差（Residual Predictive Deviation, RPD）作为模型综合评价指标，计算式见公式（12）～公式（14）。$R^2$越大、RMSE越小，模型预测效果越好，RPD越大，模型稳定性越高，泛化能力越好。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{m=1}^{N}\left(p_m - \hat{p}_m\right)^2}{\sum_{m=1}^{N}\left(p_m - \bar{p}\right)^2} \tag{12}$$

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{m=1}^{N}\left(p_m - \hat{p}_m\right)^2} \tag{13}$$

$$\mathrm{RPD} = \frac{\mathrm{SD}}{\mathrm{RMSE}} \tag{14}$$

式中：$p_m$为第$m$个样本的含水率真实值；$\hat{p}_m$为该样本的含水率预测值；$\bar{p}_m$为样本真实值的平均值；$N$为样本个数；SD为测试集样本的标准差。

## 2 结果与分析

### 2.1 含水率与硬度测定结果

图7展示了每个采样时期玉米样本的平均含水率和平均籽粒硬度，可以看出，随着采样时间的推进，玉米的含水率逐渐下降，籽粒硬度逐渐变大，其统计特征如表1所示。整体来看，含水率为19.21%～83.00%，均值为56.95%，标准差为16.53%；硬度分布在1.02～61.25 N，均值为11.24 N，标准差为10.44 N。可以看出，两项指标均呈现出较大的波动范围，反映了样本在成熟度和物理特性上的显著差异。值得注意的是，硬度数据的分布并非均匀。如图7所示，前4个采样时期（乳熟期至蜡熟初期）的硬度值较低且变化平缓，形成一个“平台期”；而在最后两个采样时期（蜡熟后期至更成熟阶段），硬度值出现明显上升。这一分布模式可从鲜食玉米籽粒不同成熟阶段的品质指标响应差异来解释。研究表明，含水率是影响谷物机械性质的重要因素，高含水状态下籽粒更柔软，而随着含水率降低，硬度和机械强度呈现上升趋势。此外，玉米籽粒的硬度还与内部胚乳结构和成分（如淀粉与蛋白基质的组合）有关，不同成熟阶段这些成分的相对比例和结构组织会发生变化，从而进一步影响籽粒的物理性质[34]。因此，在成熟过程中，由于含水率下降和内部结构改变的共同作用，籽粒硬度呈现出前期缓慢变化、后期显著增大的趋势。这样的分布特征使得数据集能够较好地覆盖玉米样品的不同状态，为建立稳健的光谱预测模型提供了丰富的特征信息与充分的样本代表性。

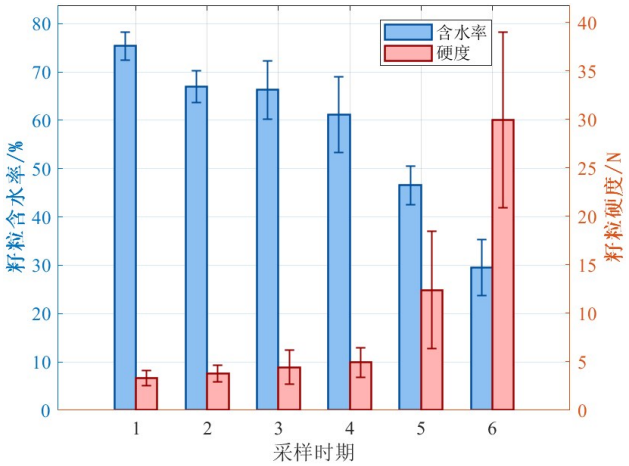



图7 不同采样时期玉米籽粒平均含水率和硬度动态变化

Fig. 7 Dynamic variation of average MC and hardness of corn kernels at different sampling periods

表1 玉米样品品质参数统计特征

Table 1 Statistical characteristics of quality parameters of corn samples

| 品质参数 | 最小值 | 最大值 | 均值 | 标准差 |
|---|---|---|---|---|
| 含水率/% | 19.21 | 83 | 56.95 | 16.53 |
| 硬度/N | 1.02 | 61.25 | 11.24 | 10.44 |

### 2.2 光谱分析

#### 2.2.1 带苞叶与无苞叶玉米光谱曲线对比

为分析苞叶对鲜食玉米籽粒光谱信号的影响，选取同一玉米样本在相同测量位置下，分别采集带苞叶与无苞叶条件下的光谱曲线进行对比，如图8所示。可以看出，苞叶覆盖对玉米籽粒原始光谱信号产生了明显影响。整体上，带苞叶条件下的光谱强度相较于无苞叶状态发生了系统性变化，在720～1 100 nm波段范围内，带苞叶光谱整体强度高于无苞叶光谱，而在可见光波段（400～720 nm）范围内，两者之间的差异更加显著，局部波段的反射强度分布发生明显改变。同时可以观察到，在近红外陡升边及主峰附近（约700 nm），两条曲线的

上升斜率与峰形存在差异，表明苞叶作为覆盖层改变了光在样品内部的传播路径与有效光程分布，使得籽粒真实光谱特征在强度和谱形上受到叠加调制，而不仅表现为简单的整体衰减。

上述结果表明，苞叶对籽粒光谱信号具有显著干扰作用，其影响主要体现为反射强度水平变化及局部谱形差异，这与苞叶组织中水分及细胞结构对入射光产生的吸收与多重散射效应有关。因此，在带苞叶条件下直接获取的光谱信号中同时包含了苞叶与籽粒的综合信息，由于本研究目标即为带苞叶鲜食玉米在实际检测工况下的品质无损评估，苞叶对光谱的影响被整体纳入建模过程，不影响后续模型的有效性。

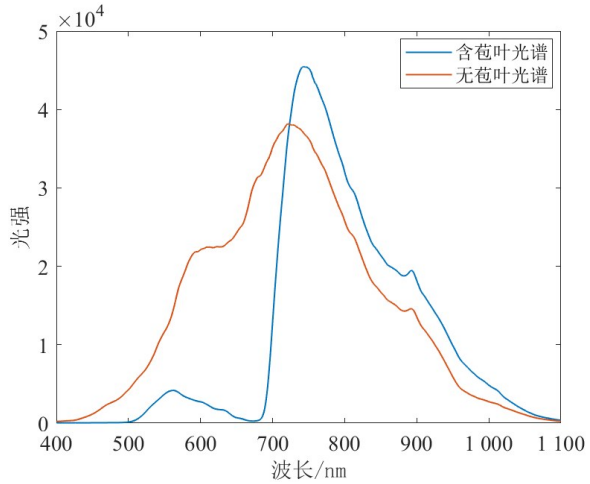



图8　带苞叶与无苞叶玉米样本在相同测量位置下的光谱曲线对比

Fig. 8　Comparison of spectral curves of the same corn sample with and without husk at the same measurement position

### 2.2.2　带苞叶玉米样本光谱分析

图9展示了在400～1 100 nm波段中4个采集点的带苞叶玉米光谱强度曲线。每个子图对应1个采集点，包含6个不同采样时期（Period 1—6）的平均光谱。总体来看，通道1的反射强度最高，通道2和通道3的平均反射强度非常接近，而通道4的反射强度最低。造成这一现象的原因主要包括以下几个方面。首先，光源-探测器的几何布置决定了光在样品内部的平均传播路径长度：距离光源较近的探测通道（如通道1）所接收到的光子经历的散射和吸收过程较少，因此检测到的反射强度较高。其次，通道3采用了更大的光纤芯径（600 μm），其光收集面积更大，在一定程度上弥补了其较大的光源-探测距离，使其平均反射强度与通道2（400 μm）相当。最后，尽管通道4同样采用较大的光纤芯径，但其源－探测距离最大，到达该通道的光子平均传播路径更长，在样品内部经历了更多的吸收和多次散射，从而导致其检测到的反射强度最低。

此外，可见光区（500～675 nm）可以观察到显著的光强变化。在前4个采样时期，各时期光谱之间的重叠程度较高，光强趋势体现为先增强后减弱，而在后两个采样时期，610～670 nm波段内的光强明显升高。这主要是由于随着鲜食玉米成熟，苞叶中叶绿素含量逐渐降低，从而减少了对红光和蓝光的吸收，增强了对绿光的反射[35]。这一趋势也与实验后期采样阶段中苞叶逐渐变黄的实际观察结果相符。

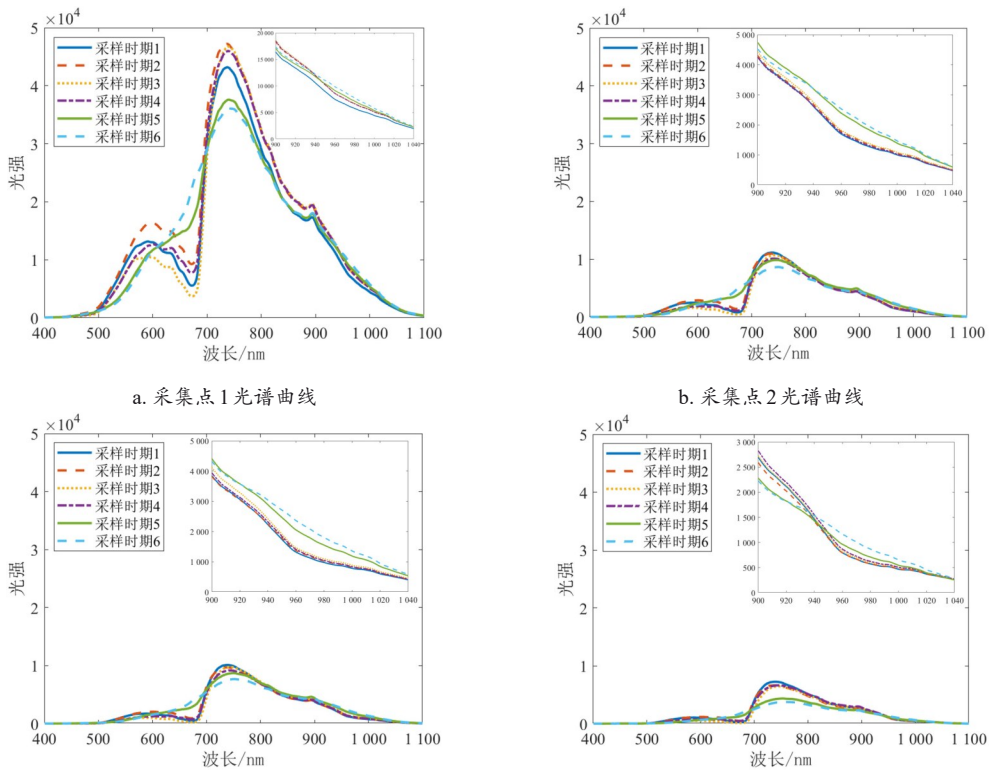
观察图9中每个子图右上角的放大部分（900～1 040 nm），光谱曲线整体平缓，前4个生长时期中，光谱在约962 nm附近均出现了1个明显的吸收特征（强度下降凹陷），而在后两个时期，该特征逐渐减弱，曲线变化趋于平缓。这一现象可能是因为玉米籽粒在成熟过程中含水量逐步下降，在早期发育阶段，籽粒水分含量较高，导致962 nm附近的吸收更为显著，从而形成明显的光谱凹陷；而随着籽粒逐渐干燥，水分吸收作用减弱，该吸收特征也随之不再明显。并且这一特征在距离光源较远的采集点中更为突出，表明与光源空间距离更远的光纤采集到的光信号中包含了更多与玉米籽粒内部水分相互作用后的光信息。这样的变化规律与玉米在成熟过程中水分含量的预期变化趋势一致，也与QIAO等[36, 37]的研究结果相符，962 nm处的吸收主要与水分及碳水化合物结构中O-H基团的二阶泛频吸收有关。

由于本研究采集的是光谱强度（Intensity）数据，而非经标定的反射率，因此所得曲线反映的是样品在不同波段下的相对辐射强度变化，但仍能有效体现其反射特征及物理化学性质的变化趋势。

## 2.3　不同模型结果对比

### 2.3.1　多任务模型预测结果分析

表2对比了各模型在玉米籽粒含水率和硬度预测任务上的性能表现。其中，PLS的$R^2$、RMSE和RPD分别为0.86、6.75%、2.64（含水率预测）与0.78、5.54 N、2.12（硬度预测），Multi-Task CNN模型的$R^2$、RMSE和RPD分别为0.69、9.88%、1.79（含水率预测）与0.62、6.97 N、1.63（硬度预测），Multi-CNN模型的$R^2$、RMSE和RPD分别为0.80、7.85%、2.26（含水率预测）与0.69、6.33 N、




a. 采集点1光谱曲线　b. 采集点2光谱曲线

c. 采集点3光谱曲线　d. 采集点4光谱曲线

图9 6个采样时期玉米样品的平均光谱曲线(采集点1～采集点4)

Fig. 9 Average spectral curves of corn samples at six sampling periods (collection points 1～4)

1.79（硬度预测），MTCNN模型的$R^2$、RMSE和RPD分别为0.87、6.56%、2.76（含水率预测）与0.76、6.13 N、2.02（硬度预测）。相比之下，本研究提出的MaMoNet模型在同时引入基于Mamba的多尺度卷积特征提取，并通过MMoE模块对不同任务进行特征自适应分配后，实现了最优的预测性能。相较于PLS、Multi-Task CNN、Multi-CNN和MTCNN模型，其含水率预测$R^2$为0.91，分别提升了5.81%、31.88%、13.75%和4.60%，RMSE（含水率预测）为4.98%，分别降低了26.22%、49.60%、36.56%和24.09%，RPD（含水率预测）为3.40，分别提高了28.79%、89.94%、50.44%和23.19%；其硬度预测$R^2$为0.89，分别提升了14.10%、43.55%、28.99%和17.11%，RMSE（硬度预测）为3.46 N，分别降低了37.55%、50.36%、45.34%和43.56%，RPD（硬度预测）为3.06，分别提高了44.34%、87.73%、70.95%和51.49%。

实验结果表明，MaMoNet模型的预测性能优于比较模型。性能提升可归因于以下两点：1）多任务学习中，不同任务间往往存在特征分布与关注重点的差异，简单的硬参数共享容易造成任务间特征竞争，进而限制模型性能。MaMoNet融合了

**表2 不同模型在玉米含水率与硬度预测中的性能比较**

Table 2 Comparison of prediction performance of different models for corn MC and hardness

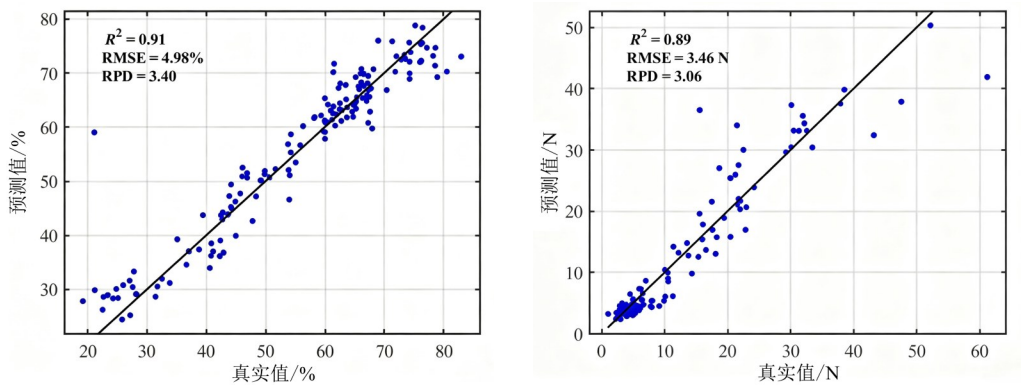
| 模型 | 评价指标 | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | 含水率 | | | 硬度 | | |
| | $R^2$ | RMSE/% | RPD | $R^2$ | RMSE/N | RPD |
| PLS | 0.86 | 6.75 | 2.64 | 0.78 | 5.54 | 2.12 |
| Multi-Task CNN | 0.69 | 9.88 | 1.79 | 0.62 | 6.97 | 1.63 |
| Multi-CNN | 0.80 | 7.85 | 2.26 | 0.69 | 6.33 | 1.79 |
| MTCNN | 0.87 | 6.56 | 2.76 | 0.76 | 6.13 | 2.02 |
| MaMoNet | 0.91 | 4.98 | 3.40 | 0.89 | 3.46 | 3.06 |

MMoE机制，通过任务特异化的门控网络对共享特征进行自适应加权分配，使模型能够针对籽粒含水率与硬度预测任务分别侧重于更具判别力的特征子空间，从而在实现信息共享的同时有效缓解任务间干扰，提升整体预测精度与泛化能力。2）针对光谱数据具有波段连续性强、长程相关性显著的特点，MaMoNet在特征提取阶段引入Mamba模块。该模块基于状态空间建模机制，能够高效刻画光谱随波段变化的长程依赖关系，相比传统卷积结构在建模全局光谱上下文方面更具优势，并在小样本条件下表现出更好的训练稳定性，从而提取出更具判

别力和鲁棒性的深层光谱特征。相比传统卷积结构，MaMoNet添加Mamba模块，能够以更高效的状态空间机制捕捉光谱随波段变化的长程依赖关系，并在有限样本条件下保持较好的稳定性，从而获得更具判别力的深层光谱特征。

### 2.3.2　模型预测性能可视化分析

图10展示了MaMoNet在玉米籽粒含水率与硬度预测任务中的预测散点分布图。从整体趋势来看，模型在两个任务上均具有较好的拟合能力。其中，MaMoNet模型在玉米籽粒含水率与硬度预测任务上的$R^2$分别为0.91和0.89，RPD值均大于3，表明其不仅预测精度高，而且具备良好的稳定性与泛化能力。




a. 含水率预测散点图　　b. 硬度预测散点图

图10　玉米含水率与硬度预测散点图

Fig. 10　Scatter plots of predicted versus measured values for corn MC and hardness

值得注意的是，含水率预测任务的表现整体优于硬度预测，这可能与光谱信号的物理敏感性差异有关。水分在近红外区（特别是962 nm附近）具有明显的吸收特征，因此对光谱模型更为可辨；而硬度作为一种综合物理性质，受籽粒结构致密度、细胞壁成分以及干物质含量等多因素影响，光谱响应间接且较为复杂，导致预测精度略低。此外，苞叶的存在一定程度上削弱了表层的光强反射，使模型更依赖于多通道的深层特征融合，这也进一步验证了MaMoNet在复杂样品条件下的鲁棒性。

总体而言，实验结果充分验证了MaMoNet模型在带苞叶玉米光谱多任务预测中的有效性与优越性。该模型不仅实现了含水率与硬度两项品质指标的同步高精度预测，同时也为复杂农业样品（如具备表层包覆组织的作物）光谱建模提供了一种新的有效思路。

## 2.4　消融实验

为进一步验证MaMoNet各关键模块对模型性能的贡献，本研究设计了消融实验，分别分析Mamba模块与MMoE模块对玉米籽粒含水率与硬度预测性能的影响，实验结果如表3所示。当同时移除Mamba与MMoE模块时，模型在含水率和硬度预测任务上的性能最低，表明基础结构难以充分表征光谱信息。仅引入Mamba模块后，模型性能显著提升，说明其能够有效建模光谱沿波段维度的长程依赖关系，增强特征表达能力。仅引入MMoE模块亦可在一定程度上改善预测性能，表明任务特异化特征分配有助于缓解多任务间的特征竞争。当两种模块同时引入时，模型在两个预测任务上均取得最优性能，验证了Mamba在全局光谱特征建模与MMoE在多任务特征自适应分配方面的互补性，从而显著提升了模型的整体预测性能。

# 3　结　论

本研究针对鲜食玉米带苞叶样品的复杂光谱信号特征，提出了一种基于Mamba与MMoE的多任务光谱预测模型MaMoNet。该模型通过多通道空间分辨光谱采集有效增强了内部质量信息表达能力，在此基础上结合局部特征提取、长程依赖建模与任务特异化特征分配，实现了籽粒含水率与硬度的同步预测。实验结果表明，MaMoNet在含水率和硬度预测任务中的性能均显著优于多种传统多任务卷积神经网络模型，体现了其在复杂光谱特征建模与多任务协同学习方面的优势。消融实验进一步验证了模型结构设计的合理性：Mamba模块有助于高效捕捉光谱随波段变化的全局依赖特征，而MMoE机制能够在多任务场景下实现共享特征的自

表3 MaMoNet模型消融实验

Table 3 Ablation experiment results of the MaMoNet model

| 模型架构 | | 含水率 | | | 硬度 | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Mamba | MMoE | $R^2$ | RMSE/% | RPD | $R^2$ | RMSE/N | RPD |
| × | × | 0.75 | 8.30 | 2.01 | 0.73 | 5.53 | 1.91 |
| √ | × | 0.89 | 5.46 | 3.07 | 0.86 | 3.98 | 2.66 |
| × | √ | 0.85 | 6.43 | 2.59 | 0.80 | 4.73 | 2.24 |
| √ | √ | 0.91 | 4.98 | 3.40 | 0.89 | 3.46 | 3.06 |

注：×表示不使用该模块，√表示使用该模块。

适应分配，从而缓解任务间的特征干扰并提升整体预测稳定性。

综上所述，所提出的MaMoNet模型能够在有限样本条件下充分挖掘空间分辨光谱中的信息，为鲜食玉米品质的快速、无损检测提供了一种有效的新方法。未来研究可进一步结合多模态融合与自监督学习，以提升模型在不同品种、不同成熟阶段及实际检测环境下的泛化能力。

**利益冲突声明：**本研究不存在研究者以及与公开研究成果有关的利益冲突。

## 参考文献：


[1] CUI L, WANG X, ZHANG D, et al. Effects of irradiation on the quality of fresh waxy corn[J]. Radiation Physics and Chemistry, 2024, 216: 111468.

[2] 薛志成, 张永立, 张建星, 等. 基于近红外光谱检测鲜食玉米果穗直链淀粉[J]. 智慧农业(中英文), 2025, 7(4): 132-140.
XUE Z C, ZHANG Y L, ZHANG J X, et al. Detection of amylose in fresh corn ears based on near-infrared spectroscopy[J]. Smart Agriculture, 2025, 7(4): 132-140.

[3] LIU S Y, ZHOU X Y, WANG Y X, et al. Storage temperature affects metabolism of sweet corn[J]. Postharvest Biology and Technology, 2025, 219: 113232.

[4] WANG H, LIU J S, MIN W H, et al. Changes of moisture distribution and migration in fresh ear corn during storage[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2019, 18(11): 2644-2651.

[5] LI X N, LÜ G H, CHEN J J, et al. Identification and cluster analysis of sweet corn based on grain textural properties[J]. Journal of Plant Sciences, 2020, 8(5): 177.

[6] ASSADZADEH S, WALKER C, MCDONALD L, et al. Multi-task deep learning of near infrared spectra for improved grain quality trait predictions[J]. Journal of Near Infrared Spectroscopy, 2020, 28(5): 275-286.

[7] YANG J, GUAN H O, MA X D, et al. Rapid detection of corn moisture content based on improved ICEEMDAN algorithm combined with TCN-BiGRU model[J]. Food Chemistry, 2025, 465(Pt 2): 142133.

[8] YANG Y, WANG S Q, ZHANG G, et al. GA-OMTL: Genetic algorithm optimization for multi-task neural architecture search in NIR spectroscopy[J]. Expert Systems with Applications, 2025, 290: 128517.

[9] ZHENG R Y, JIA Y Y, ULLAGADDI C, et al. Optimizing feature selection with gradient boosting machines in PLS regression for predicting moisture and protein in multi-country corn kernels *via* NIR spectroscopy[J]. Food Chemistry, 2024, 456: 140062.

[10] ZHANG L, ZHANG Q, WU J Z, et al. Moisture detection of single corn seed based on hyperspectral imaging and deep learning [J]. Infrared Physics & Technology, 2022, 125: 104279.

[11] WANG Z L, ZHANG Y F, FAN S X, et al. Determination of moisture content of single maize seed by using long-wave near-infrared hyperspectral imaging (LWNIR) coupled with UVE-SPA combination variable selection method[J]. IEEE Access, 2020, 8: 195229-195239.

[12] WANG Z L, FAN S X, WU J Z, et al. Application of long-wave near infrared hyperspectral imaging for determination of moisture content of single maize seed[J]. Spectrochimica Acta Part A, Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2021, 254: 119666.

[13] WANG Z L, LI J B, ZHANG C, et al. Development of a general prediction model of moisture content in maize seeds based on LW-NIR hyperspectral imaging[J]. Agriculture, 2023, 13(2): 359.

[14] VAUDELLE F, L'HUILLIER J P, ASKOURA M L. Light source distribution and scattering phase function influence light transport in diffuse multi-layered media[J]. Optics Communications, 2017, 392: 268-281.

[15] XUE H, XU X P, YANG Y, et al. Rapid and non-destructive prediction of moisture content in maize seeds using hyperspectral imaging[J]. Sensors, 2024, 24(6): 1855.

[16] DAN S J. NIR spectroscopy oranges origin identification framework based on machine learning[C]// International Journal on Semantic Web & Information Systems. New York, USA: ACM, 2022: 1-16.

[17] SILVA MEDEIROS M LDA, CRUZ-TIRADO J P, LIMA A F, et al. Assessment oil composition and species discrimination of Brassicas seeds based on hyperspectral imaging and portable near infrared (NIR) spectroscopy tools and chemometrics[J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2022, 107: 104403.

[18] SITORUS A, PAMBUDI S, BOODNON W, et al. Near-infrared spectroscopy with machine learning for classifying and quantifying nutmeg adulteration[J]. Analytical Letters, 2024, 57(2): 285-306.

[19] ZHANG X L, YANG J, LIN T, et al. Food and agro-product quality evaluation based on spectroscopy and deep learning: A review [J]. Trends in Food Science & Technology, 2021, 112: 431-441.

[20] 卢元兵, 李华朋, 张树清. 基于混合3D-2D CNN的多时相遥感农作物分类[J]. 农业工程学报, 2021, 37(13): 142-151.
LU Y B, LI H P, ZHANG S Q. Multi-temporal remote sensing based crop classification using a hybrid 3D-2D CNN model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(13): 142-151.

[21] CHEN Z, ZHOU R G, REN P J. Spectraformer: Deep learning model for grain spectral qualitative analysis based on transformer structure[J]. RSC Advances, 2024, 14(12): 8053-8066.

[22] ZHU F, SHI C P, SHI K J, et al. Joint classification of hyperspectral and LiDAR data using hierarchical multimodal feature aggregation-based multihead axial attention transformer[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2025, 63: 5503817.

[23] 吴江, 李子奇, 张永宏. 基于多尺度混合卷积Mamba网络的高光谱和LiDAR联合分类[J/OL]. 计算机工程, 2025. [2025-12-20]. https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0252458.
WU J, LI Z Q, ZHANG Y H. Joint hyperspectral and LiDAR classification based on multiscale hybrid convolutional mamba networks[J/OL]. Computer Engineering, 2025. [2025-12-20].

https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0252458.
[24] KECELI A S, KAYA A, CATAL C, et al. Deep learning-based multi-task prediction system for plant disease and species detection[J]. Ecological Informatics, 2022, 69: 101679.
[25] SHI L, ZHANG Z T, YANG Y, et al. A method for food origin identification and ingredient content prediction based on S-transform and multi-task deep learning[J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2025, 147: 108123.
[26] LIU M X, ZHANG J, ADELI E, et al. Deep multi-task multi-channel learning for joint classification and regression of brain status[C]// Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention − MICCAI 2017. Cham, Germany: Springer, 2017: 3-11.
[27] NI W Z, WANG T, WU Y, et al. Multi-task deep learning model for quantitative volatile organic compounds analysis by feature fusion of electronic nose sensing[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2024, 417: 136206.
[28] GU A, DAO T. Mamba: Linear-time sequence modeling with selective state spaces[PP/OL]. arXiv: 2312.00752, 2023.
[29] MA J Q, ZHAO Z, YI X Y, et al. Modeling task relationships in multi-task learning with multi-gate mixture-of-experts[C]// Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. New York, USA: ACM, 2018: 1930-1939.
[30] SHAZEER N, MIRHOSEINI A, MAZIARZ K, et al. Outrageously large neural networks: The sparsely-gated mixture-of-experts layer[PP/OL]. arXiv: 1701.06538, 2017.
[31] HU H Q, MEI Y L, WEI Y P, et al. Chemical composition prediction in Goji (*Lycium barbarum*) using hyperspectral imaging and multi-task 1DCNN with attention mechanism[J]. LWT, 2024, 204: 116436.
[32] CHENG J H, SUN J, YAO K S, et al. Multi-task convolutional neural network for simultaneous monitoring of lipid and protein oxidative damage in frozen-thawed pork using hyperspectral imaging[J]. Meat Science, 2023, 201: 109196.
[33] HE M Y, JIN C, LI C, et al. Simultaneous determination of pigments of spinach (*Spinacia oleracea* L.) leaf for quality inspection using hyperspectral imaging and multi-task deep learning regression approaches[J]. Food Chemistry, 2024, 22: 101481.
[34] QIAO M M, XIA G Y, CUI T, et al. Effect of moisture, protein, starch, soluble sugar contents and microstructure on mechanical properties of maize kernels[J]. Food Chemistry, 2022, 379: 132147.
[35] NAKASHIMA S, YAMAKITA E. In situ visible spectroscopic daily monitoring of senescence of Japanese maple (Acer palmatum) leaves[J]. Life, 2023, 13(10): 2030.
[36] QIAO M M, XU Y, XIA G Y, et al. Determination of hardness for maize kernels based on hyperspectral imaging[J]. Food Chemistry, 2022, 366: 130559.
[37] QIAO M M, XIA G Y, XU Y, et al. Generic prediction model of moisture content for maize kernels by combing spectral and color data through hyperspectral imaging[J]. Vibrational Spectroscopy, 2024, 131: 103663.

# MaMoNet-Based Detection Model for Moisture Content and Hardness of Fresh Corn Using Spatially Resolved Spectroscopy

XU Min[1], ZHAO Xin[1], CHEN Yanping[2], ZHU Qibing[1], HUANG Min[1*]

（1. *Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry* (*Ministry of Education*), *Jiangnan University*, *Wuxi* 214122, *China*; 2. *Institute of Food Crops*, *Jiangsu Academy of Agricultural Sciences*, *Nanjing* 210014, *China*）

**Abstract: [Objective]** Moisture content and kernel hardness are key indicators for evaluating the eating quality and harvest maturity of fresh corn. Accurate and simultaneous prediction of the two parameters is essential for quality grading and post-harvest management. However, conventional near-infrared spectroscopy (NIRS) methods are mostly based on single-point measurements, which are easily affected by husk shielding and kernel heterogeneity, resulting in limited prediction accuracy, especially for multi-attribute estimation. Spatially resolved spectroscopy, by acquiring spectral information from multiple measurement channels, can better reflect internal quality differences of corn kernels. Nevertheless, the high dimensionality and strong correlation of spatially resolved spectral data, together with the heterogeneity between different prediction tasks, pose significant challenges to traditional modeling approaches. Therefore, the purpose of this research was to develop an effective multi-task prediction model that can fully exploit spatially resolved spectral information while balancing feature sharing and task specificity for moisture content and kernel hardness prediction in husked fresh corn. **[Methods]** Husk-on fresh corn samples were collected across different maturity stages to ensure sufficient variability in moisture content and kernel hardness. A multi-channel visible-near infrared spatially resolved spectroscopy system was constructed to acquire spectral signals from four spatial measurement channels at different source-detector distances. Each corn ear was segmented into multiple positions, and spectral data were collected from different spatial locations to comprehensively capture internal quality information. In total, 500 valid spectral samples were obtained and randomly divided into training, validation, and test sets at a ratio of 7:1:2. Before modeling, the raw spectral data were preprocessed using *z*-score standardization to eliminate scale differences among channels and wavelengths and to improve numerical stability during training. The proposed MaMoNet (Mamba-MMoE Network) model is composed of three main modules: a one-dimensional convolutional neural network (1D-CNN) for local feature extraction, a Mamba-based sequence modeling module for global dependency learning, and a Multi-gate Mixture-of-Experts (MMoE) module for task-adaptive feature allocation. First, the 1D-CNN module was employed to extract low-level local spectral patterns and reduce feature redundancy. The input spectral data were processed by two successive one-dimensional convolutional layers and down sampling was

then applied to compress the spectral length, resulting in a more compact representation and reducing the computational burden for subsequent sequence modeling. Next, the compressed spectral features were fed into the Mamba module to capture long-range dependencies along the spectral dimension. Mamba is a selective state space model that enables efficient modeling of long spectral sequences by dynamically updating hidden states, allowing global spectral evolution patterns to be effectively learned with linear computational complexity. Finally, the output features of the Mamba module were input into an MMoE module to support multi-task learning of moisture content and kernel hardness. Multiple expert networks were shared across tasks, and task-specific gating networks were used to adaptively weight expert outputs, enabling flexible feature sharing and task-specific representation learning. The task-specific features were then passed to individual regression heads to generate the final predictions for moisture content and kernel hardness. To comprehensively evaluate the effectiveness of the proposed approach, MaMoNet was compared with several representative multi-task convolutional neural network models. In addition, ablation experiments were conducted by selectively removing the Mamba module or the MMoE module to analyze their individual contributions to overall performance. **[Results and Discussions]** Experimental results demonstrated that the proposed MaMoNet model consistently outperformed all comparison models on the test set for both prediction tasks. For moisture content prediction, MaMoNet achieved a coefficient of determination ($R^2$) of 0.91, a root mean square error (RMSE) of 4.98%, and a residual predictive deviation (RPD) of 3.40, indicating excellent predictive accuracy and robustness. For kernel hardness prediction, the corresponding $R^2$, RMSE, and RPD values reached 0.89, 3.46 N, and 3.06, respectively, which also surpassed those of the benchmark models. The ablation study further verified the rationality of the proposed model design. Removing both the Mamba and MMoE modules resulted in the poorest performance, whereas introducing either module individually led to noticeable improvements. The best prediction results were achieved when both modules were jointly employed, indicating that their combination was critical for achieving optimal multi-task prediction performance. These results indicated that moisture content and kernel hardness, although correlated, emphasize different spectral characteristics. The flexible feature-sharing mechanism enabled by MMoE allows the model to balance information sharing and task specificity, while the Mamba module ensures effective utilization of long-range spectral information. Together, they contribute to improved generalization performance under limited sample conditions. **[Conclusions]** This study proposes a MaMoNet model that integrates Mamba-based state space modeling with an MMoE-based multi-task learning strategy for simultaneous prediction of moisture content and kernel hardness in husked fresh corn using spatially resolved spectroscopy. The proposed approach effectively overcomes the limitations of conventional single-point spectral analysis and rigid parameter-sharing multi-task models. Experimental comparisons and ablation analyses confirm that MaMoNet achieves improved accuracy, robustness, and generalization capability. The results demonstrate the potential of the proposed framework for rapid and non-destructive quality assessment of fresh corn and provide useful methodological insights for multi-attribute prediction based on high-dimensional spectral data.

**Key words:** fresh corn; multi-channel Vis-NIR spectroscopy; Mamba network; multi-task learning; quality prediction

**Foundation items:** National Natural Science Foundation of China (62273166); Jiangsu Provincial Agricultural Science and Technology Independent Innovation Fund (CX [23] 3129).

**First author:** XU Min, E-mail: minxu0719@163.com
***Corresponding author:** HUANG Min, E-mail: huangmzqb@163.com