张聪, 谭烽, 王大臣, 等. 基于高光谱成像与生成对抗网络的鸡胸肉白纹缺陷量化预测研究 [J]. 食品工业科技, 2026, 47(14): 289−299. doi: 10.13386/j.issn1002-0306.2025060131

ZHANG Cong, TAN Feng, WANG Dachen, et al. Quantitative Prediction of White Striping Defects in Chicken Breast Fillets Using Hyperspectral Imaging and Generative Adversarial Network[J]. Science and Technology of Food Industry, 2026, 47(14): 289−299. (in Chinese with English abstract). doi: 10.13386/j.issn1002-0306.2025060131

· 分析检测 ·

基于高光谱成像与生成对抗网络的鸡胸肉白纹缺陷量化预测研究

张　聪, 谭　烽, 王大臣, 周宏平, 姜洪喆*

（南京林业大学机械电子工程学院, 江苏南京 210037）

摘　要: 鸡肉因其口感优良、价格适中而广受消费者欢迎，但白纹（White striping，WS）缺陷的频发严重影响其品质与市场接受度。本研究以 pH、剪切力、蒸煮损失、滴水损失和色泽等理化指标构建综合肌肉缺陷指数（Comprehensive myopathy index，CMI）作为白纹缺陷定量预测指标，并结合高光谱成像（Hyperspectral imaging，HSI）技术建立 CMI 预测模型，实现白纹缺陷的快速无损识别。为缓解样本不足问题，进一步提出回归生成对抗网络（Regression generative adversarial network，RGAN），用于同步生成光谱数据及其对应 CMI 值。生成样本在光谱特征、t-分布随机邻域嵌入（t-Distributed stochastic neighbor embedding，t-SNE）和 CMI 值上均与真实数据高度一致。模型对比结果表明，生成数据添加 300 个样本时，卷积神经网络回归（Convolutional neural network regression，CNNR）模型性能最优（R_p^2 为 0.835，RMSEP 为 0.057），验证了 RGAN 在提升建模精度和泛化能力方面的有效性。综上，本研究提出的融合 HSI 与 RGAN 的 CMI 预测方法可实现鸡胸肉白纹缺陷的精准量化，同时为小样本条件下的智能检测提供了有效解决方法。

关键词: 白纹肉, 高光谱成像, 综合肌肉缺陷指数, 生成对抗网络, 卷积神经网络回归

中图分类号: O657.33　　**文献标识码:** A　　**文章编号:** 1002−0306(2026)14−0289−11

DOI: 10.13386/j.issn1002-0306.2025060131

本文网刊:

Quantitative Prediction of White Striping Defects in Chicken Breast Fillets Using Hyperspectral Imaging and Generative Adversarial Network

ZHANG Cong, TAN Feng, WANG Dachen, ZHOU Hongping, JIANG Hongzhe*

（College of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China）

Abstract: Chicken meat was widely favored by consumers for its excellent texture and reasonable price. However, the frequent occurrence of white striping (WS) myopathy significantly impacted its quality and marketability. In this study, the comprehensive myopathy index (CMI) was developed as a quantitative predictor of WS myopathy using multiple physicochemical parameters, including pH, shear force, cooking loss, drip loss, and color. In combination with hyperspectral imaging (HSI), a CMI prediction model was developed to achieve rapid and non-destructive identification of WS myopathy. To address the limitation of insufficient samples, a regression generative adversarial network (RGAN) was proposed. Spectral data and the corresponding CMI values were generated simultaneously. And the generated data were highly consistent with the real data in spectral features, t-distributed stochastic neighbor embedding (t-SNE), and CMI values. The comparison of models showed that the convolutional neural network regression (CNNR) model achieved the best performance (R_p^2 of

收稿日期: 2025−06−12

基金项目: 国家自然科学基金（32102071）; 江苏省高等学校大学生创新创业训练计划项目（202410298018Z）; 江苏省研究生科研与实践创新计划（KYCX25_1398）。

作者简介: 张聪（1997−）, 男, 博士研究生, 研究方向: 农产品品质高光谱检测, E-mail: 1290126912@qq.com。

*** 通信作者:** 姜洪喆（1989−）, 男, 博士, 副教授, 研究方向: 农产品品质高光谱检测, E-mail: jianghongzhe@njfu.edu.cn。

0.835, RMSEP of 0.057) when 300 generated samples were added. This result confirmed the effectiveness of RGAN in improving modeling accuracy and generalization. In conclusion, the proposed CMI prediction method integrating HSI with RGAN enabled accurate quantification of WS myopathy in chicken breast. It would also provide an effective solution for intelligent detection under limited sample conditions.

Key words: white striping; hyperspectral imaging; comprehensive myopathy index; generative adversarial network; convolutional neural network regression

近年来，食品安全问题日益引发关注，尤其对家禽肉类品质的快速、无损检测需求不断增长。鸡肉作为主要消费的家禽产品，其品质控制尤为关键[1]。在生产过程中，受遗传、饲养环境和营养等因素影响，鸡肉常出现白纹肉（White striping，WS）这一品质缺陷[2−4]。WS 表现为肌肉表面沿肌纤维方向分布的白色条纹，主要由脂肪组成[5]。研究表明，WS 中水分、脂肪和胶原蛋白等含量增加，而肌糖原、饱和脂肪酸和血红素含量降低，这些营养成分的改变会降低感官品质并可能危及消费者健康[6−8]。目前，WS 主要通过经验人员目视判定，存在主观性强、准确性差和效率低等问题，难以满足现代肉类工业大规模在线检测的需求[9]。因此，亟需开发一种高效、准确的 WS 智能识别技术，以实现鸡肉品质的精准控制。

综合评价因子常通过因子分析提取，以融合相关变量、提取共性特征并实现信息的简化和量化[10−11]。因子分析已被应用于果实成熟度研究中，用于提取主因子并构建综合指数，实现对果实发育状态的客观量化与成熟度评估[12−13]。已有研究表明，鸡肉白纹缺陷与 pH、色泽、持水力和剪切力等多项质量参数密切相关，且在不同缺陷等级样品中上述指标存在显著差异[14−15]。为更科学地量化白纹严重程度，本研究拟融合多项理化指标，构建综合肌肉缺陷指数（Comprehensive myopathy index，CMI），以全面表征鸡胸肉的白纹缺陷程度。

高光谱成像（Hyperspectral imaging，HSI）技术融合图像采集与光谱分析，具备高空间分辨率和多维信息融合优势，能同时获取样品的外观特征与化学成分，已在肉品新鲜度检测[16]、菌群预测[17]、掺假检测[18]和冻融分析[19] 等方面取得良好效果。HSI 结合机器学习与深度学习方法，展现出无损、高效检测的巨大潜力。然而，高质量模型构建依赖大量具有代表性的样本，光谱与理化数据的采集成本高，限制了数据可用性。生成对抗网络（Generative adversarial network，GAN）作为一种无监督深度学习方法，可通过生成器与判别器的博弈生成与真实数据分布一致的高质量样本[20]，已在农业光谱数据增强中显著提升分类性能与缓解样本不足问题[21−22]。因此，将 GAN 引入 HSI 建模，有望在保证检测精度的同时提升模型泛化能力与实用性。

本研究采用波长范围为 400~1000 nm 的 HSI 系统采集不同白纹缺陷程度鸡胸肉样本的光谱数据，并同步测定 pH、色泽、滴水损失、蒸煮损失和剪切力等理化指标以计算 CMI 值。在此基础上，提出了一种能够同时生成光谱数据及其对应 CMI 值的 GAN 变体，用于扩充样本数量，并对其生成数据的真实性与有效性进行验证。进一步地，评估了数据增强对回归模型性能的提升效果，并实现了基于模型预测结果的白纹缺陷空间分布可视化。本研究为鸡胸肉白纹缺陷的客观量化和可视化检测提供了新的技术路径，对提升肉品品质评价的准确性具有重要意义。

1 材料与方法

1.1 材料与仪器

Cobb 500 白羽肉鸡　江苏益客食品集团股份有限公司，屠宰前统一禁食时间，按工业流程依次完成电击晕、宰杀放血、浸烫脱毛、去头去脚、内脏分离、胴体分割、高压冲洗及 60 min 风冷处理。

SOC710VP 便携式近红外高光谱成像仪　美国 Surface Optics 公司；专用暗箱　北京安洲科技有限公司；pH-818M 手持刺入式 pH 计　希玛仪表有限公司；NR60CP 色度计　深圳 3nh 科技（中国）有限公司；TA612C 热电偶测温仪　苏州特安斯电子实业有限公司；FA2204B 型电子天平　上海精密科学仪器有限公司；TMS-PRO 物性分析仪　美国 Food Technology Corporation 公司。

1.2 实验方法

1.2.1　样本的分级　根据 Kuttappan 等[23] 提出的白纹缺陷分级标准，筛选出正常肉（Normal，N）、轻度白纹肉（White striping-mild，WS-M）及重度白纹肉（White striping-severe，WS-S）样品。白纹分级标准见图 1。

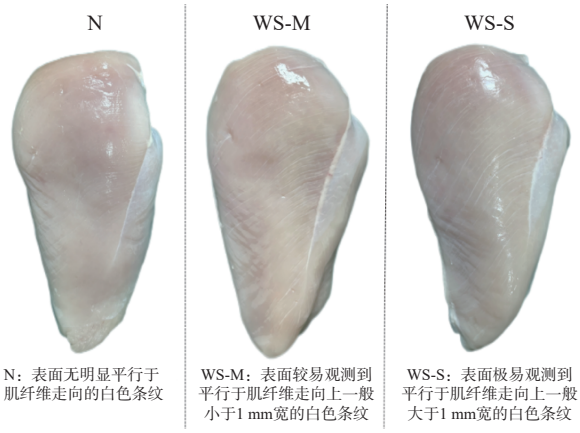


图 1　鸡胸肉白纹缺陷分级标准

Fig.1　Grading standards for white striping defects in chicken breast meat

1.2.2　高光谱图像的采集和校正　鸡胸肉高光谱图像的采集系统如图 2 所示。该系统配备了一台便携式高光谱成像仪（SOC710VP）、两个内置 CCD 面阵探测器、四盏 50 W 卤钨灯，以及一个美国 NIST 认证的校准板。该成像仪的分辨率为 4.69 nm，共包含 256 个波段，波段范围为 400~1000 nm，采用平移推扫的扫描方式。此外，系统还包括一个带有升降台的专用暗箱，用于防止外界光线干扰数据采集。为了清晰地捕获样品表面特征，避免样品信噪比低，暗箱载物台的高度设定为 60 cm，积分时间设定为 30 ms。数据采集和校正软件为 Hyper Scanner_2.0.127 和 SRAnal710e。

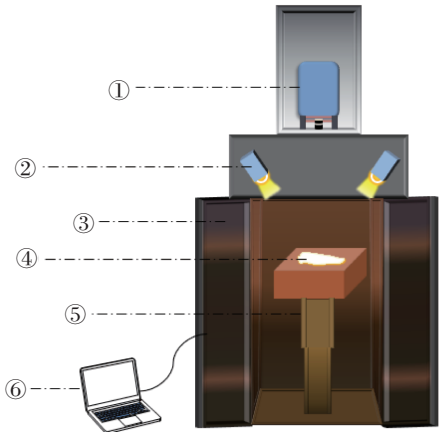


图 2　高光谱采集系统

Fig.2　Hyperspectral imaging system

注：①便携式近红外高光谱成像仪；②卤素灯；③暗箱；④鸡胸肉样品；⑤升降台；⑥笔记本电脑。

为减少温度对传感器性能的影响，数据采集前需对光谱仪预热 30 min 以确保热稳定性。为消除暗电流噪声及光照不均带来的干扰，对原始光谱图像进行反射率校正，计算公式如下：

$$I = \frac{I_r \times I_s}{I_{std}} \qquad 式（1）$$

式中：I 为校正后的高光谱图像；I_r 为原始高光谱图像；I_{std} 为校正后标准板的反射率；I_s 为标准版反射率（20%）。

1.2.3　感兴趣区域的提取和预处理　为去除校正图像中的背景干扰，需要从高光谱图像中提取纯肉区域，生成感兴趣区域（Region of interest, ROI），并提取其光谱信息。ROI 提取流程如图 3 所示：首先选取 700 nm 和 410 nm 两个反射率差异最大的特征波长图像（图 3a），以高反射率图减去低反射率图生成灰度图像（图 3b）；随后设定阈值 0.25 对其进行二值化处理，构建掩膜图像（图 3c）；通过掩膜与原始图像相乘，获得去除背景后的纯肉图像，实现 ROI 分离（图 3d）；最终提取 ROI 内平均光谱作为样本反射光谱（图 3e）。

除样品组分信息外，光谱数据还包含环境噪声、杂散光及背景等无关信息，影响建模精度与稳定性。因此，在建模前需对原始光谱进行预处理。本研究采用了四种常用的光谱预处理方法，分别为多元散射校正（Multiplicative scatter correction, MSC）、标准正态变量变换（Standard normal variate transformation, SNV）、一阶导数（First derivative, FD1）和 Savitzky-Golay 平滑（Savitzky-Golay smoothing, SG）。

1.2.4　pH　分别在鸡胸肉头部、中部和尾部三处取点，测得值取平均作为整体 pH。测量前，采用

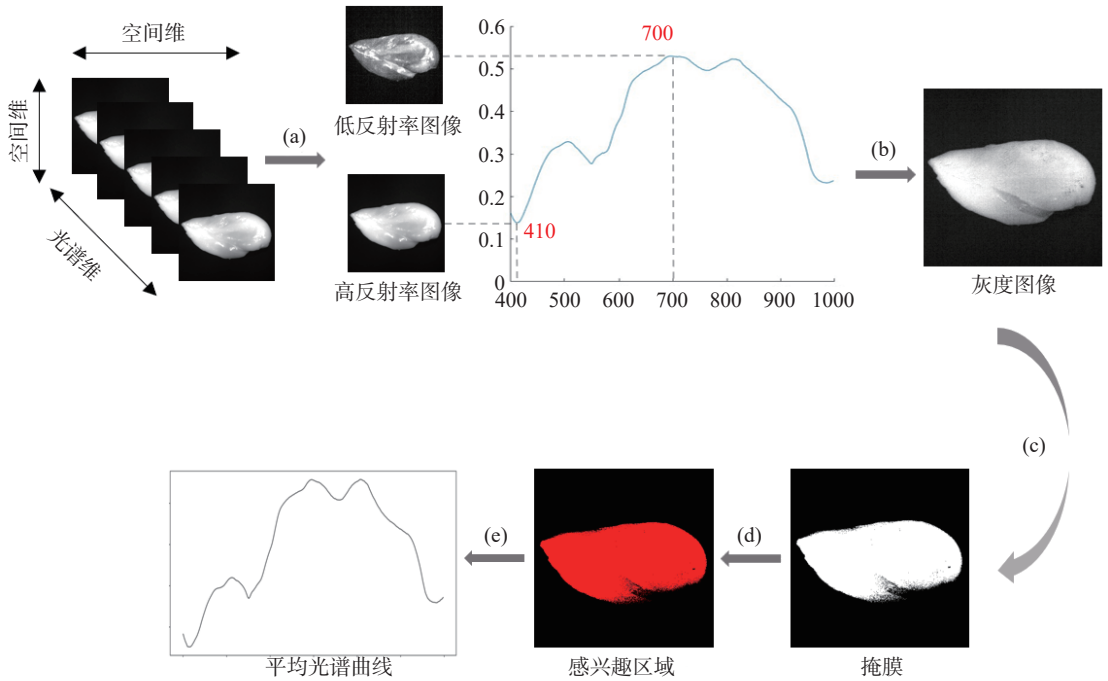


图 3　提取光谱信息的主要步骤

Fig.3　Main steps for spectral information extraction

注：(a)选取高、低反射率波段下图像；(b)波段运算；(c)二值化处理构建掩膜；(d)应用掩膜；(e)提取光谱信息。

pH4.00、6.86 和 9.18 的标准缓冲液进行三点校准，并在每次测量前用去离子水清洗电极探头。

1.2.5 色泽 鸡胸肉色泽的测定分别在头部、中部和尾部进行，记录每个位置的 L^*、a^*和 b^*值，各指标取平均作为样品的色泽表征。

1.2.6 滴水损失 参考赵洋等[24]的方法并稍作修改，从鸡胸肉表面切取 30 g 鸡肉条，在无外力作用下于室温悬挂 24 h，统计悬挂前后质量差以计算滴水损失(Drip loss, DL)。计算公式如下：

$$DL(\%) = \frac{W_1 - W_2}{W_1} \times 100 \quad \text{式（2）}$$

式中，DL 为滴水损失率(%)；W_1 为初始的样品质量(g)；W_2 为放置 24 h 后的样品质量(g)。

1.2.7 蒸煮损失的测定 参考吴平等[25]的方法并稍作修改，采用恒温水浴法测定鸡胸肉的蒸煮损失(Cooking loss, CL)。将鸡胸肉样本置于高温蒸煮袋中，在水浴中加热，使用带探针的手持式热电偶测温仪插入肉品最厚部位监测温度。当内部温度达到 70 ℃ 时停止加热，取出样品，冷却至室温后用滤纸吸干表面水分，称量蒸煮前后质量。蒸煮损失计算公式如下：

$$CL(\%) = \frac{W_a - W_b}{W_a} \times 100 \quad \text{式（3）}$$

式中，CL 表示蒸煮损失率(%)；W_a 表示生鲜鸡胸肉的质量(g)；W_b 代表蒸煮后鸡胸肉的质量(g)。

1.2.8 剪切力 参考刘欣睿等[26]的方法并稍作修改，使用 TPA 质构仪测定鸡胸肉的剪切力(Shear force, SF)。蒸煮后从鸡胸肉中沿肌纤维方向切取 3 条宽度为 2 cm 的肉条，剪切方向垂直于肌纤维。将样品依次置于质构仪上，刀片从肉条中部进行纵向剪切，记录剪切过程中的最大值，三次测量取平均作为该样本的剪切力。质构仪探头为 HBS\DP 型号，测前速度设为 5 mm/s，测中速度 2 mm/s，测后速度 5 mm/s，下落高度 40 mm，测量时间 10 s。

1.3 数据集的划分

本研究采用 SPXY 算法按 3∶1 比例将 180 个鸡胸肉样本划分为训练集和测试集。为提高模型稳定性并防止过拟合，训练过程中采用 10 折交叉验证评估模型性能[27]。

1.4 用于数据增强的生成对抗网络的创新变体

1.4.1 回归生成对抗网络 回归生成对抗网络(Regression generative adversarial network, RGAN)是一种可同时生成数据及其对应连续理化值的生成模型。不同于传统 GAN 仅关注数据本身，RGAN 引入理化值 y 作为连续控制变量，使生成数据在具备真实外观特征的同时，也与指定理化属性高度一致。生成器以随机噪声和指定理化值为输入，输出受 y 控制的光谱数据；判别器则对输入数据进行两项判断：一是判别其真伪(对抗分支)，二是回归预测其理化值(回归分支)。模型训练采用联合损失函数，包括对抗损失和回归损失。对抗损失使用交叉熵(Binary cross-entropy, BCE)，提升生成样本的真实性；回归损失采用均方误差(Mean squared error, MSE)，约束判别器预测的理化值接近目标值，并通过反向传播引导生成器生成在理化属性上准确匹配 y 的样本。在本研究中，RGAN 的训练数据由实测鸡胸肉样品的光谱数据及其对应的 CMI 值构成。具体而言，光谱数据来源于高光谱成像系统采集光谱信息，CMI 值通过因子分析方法基于多个白纹缺陷相关的理化指标计算得到，并与对应光谱匹配，最终形成“光谱-CMI”作为 RGAN 的训练样本。

本研究使用 Adam 优化器对 RGAN 模型进行优化，学习率设定为 0.0001，梯度衰减因子 β_1 为 0.5，β_2 为 0.99，batchsize 为 4，epoch 为 2000。

1.4.2 RGAN 的模型框架 研究所使用 RGAN 模型生成器的架构如图 4 所示。生成器的架构以一个随机噪声向量(尺寸为 1×1×200)和条件约束 λ($\lambda \in [CMI_{min}, CMI_{max}]$)输入组合开始，随后通过四层转置卷积逐步提升空间维度并减少特征维度，最终生成尺寸为 256×1×1 的输出数据。这种逐级递增的结构利用逐渐减少的特征图维度，实现精细特征的生成，并确保生成数据具有目标领域的细致特征表现。

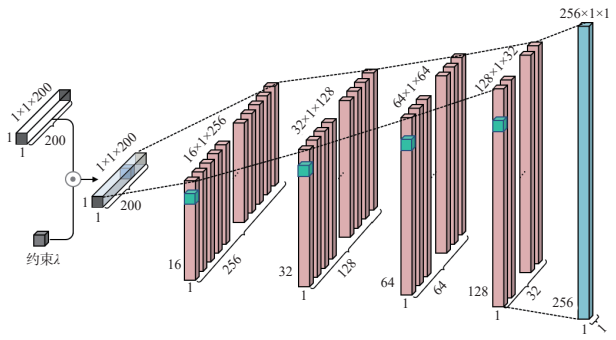


图 4 RGAN 中生成器的架构

Fig.4 Architecture of the generator in RGAN

研究所使用 RGAN 模型判别器的架构如图 5 所示。首先，输入的光谱数据(尺寸为 256×1×1)经过三层卷积层依次提取特征，卷积核数量逐层递增，

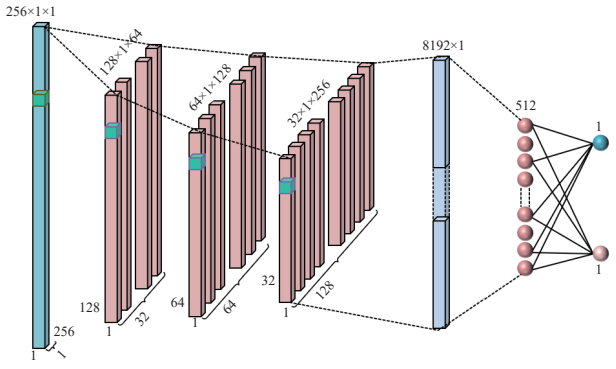


图 5 RGAN 中判别器的架构

Fig.5 Architecture of discriminator in RGAN

对应特征图尺寸逐渐减小，最终形成一个长度为8192 的一维特征向量。随后，这一向量输入到含有512 个神经元的全连接层中，最后分成两个输出分支：一个使用 Sigmoid 激活函数评估数据的真实性，另一个通过回归层预测输入光谱数据的 CMI 值，实现了判别与预测的双重功能。

1.5　模型的建立和评估

1.5.1　机器学习　本研究采用偏最小二乘回归（Partial least squares regression，PLSR）、极限学习机（Extreme learning machine，ELM）和支持向量回归（Support vector regression，SVR）三种机器学习方法进行建模。PLSR 适用于处理多重共线性问题，最优潜变量数通过十折交叉验证确定。ELM 为快速单隐层前馈神经网络，采用 Sigmoid 激活函数，隐层节点数设为 30 至 50。SVR 基于核函数构建回归模型，选用 RBF 作为核函数，并通过网格搜索优化惩罚因子 c 和核参数 g 以提升预测性能。

1.5.2　深度学习　卷积神经网络回归（Convolutional neural network regression，CNNR）是一种可自动提取特征并执行回归任务的深度学习方法，通常由卷积层、池化层和全连接层组成[28]。本研究中，卷积层采用 ELU 激活函数，全连接层设置为 4 层，结合 ELU 与线性激活函数输出预测值。数据经 4 组卷积与池化后展平，并降维至单一输出。模型训练参数为：学习率为 0.0001~0.001，batch size 为 16，epochs 为 100~1000。

1.5.3　模型性能的评估　模型建立后需通过适当指标评估其性能。本研究采用决定系数（Coefficient of determination，R^2）和均方根误差（Root mean square error，RMSE）作为主要评价指标，R^2 反映模型拟合优度，越接近 1 表示拟合效果越好；RMSE 衡量预测误差，值越小代表精度越高。理想模型应具备较高的 R^2 和较低的 RMSE，以验证其在训练集与测试集上的拟合能力与泛化性能[29]。

2　结果与分析

2.1　光谱分析

原始高光谱数据覆盖 375~1041 nm，但因两端波段（375~400 nm 和 1000~1041 nm）信噪比较低，故仅保留 400~1000 nm 的 230 个波段用于分析，其平均光谱曲线及标准差如图 6 所示。光谱在 400~650 nm 范围内反射率快速上升，并在 410 nm 与 550 nm 附近出现两个反射谷；650~850 nm 之间反射率较为平稳，770 nm 处有明显下降；850~1000 nm 区间反射率快速下降，970 nm 附近形成一处明显反射谷。已有研究表明，410 nm 和 550 nm 的反射特征分别对应脱氧肌红蛋白、高铁肌红蛋白和氧合肌红蛋白[30]，而 770 nm 与 970 nm 的吸收特征则与水分中 O-H 键的第三和第二倍频吸收有关[31]。

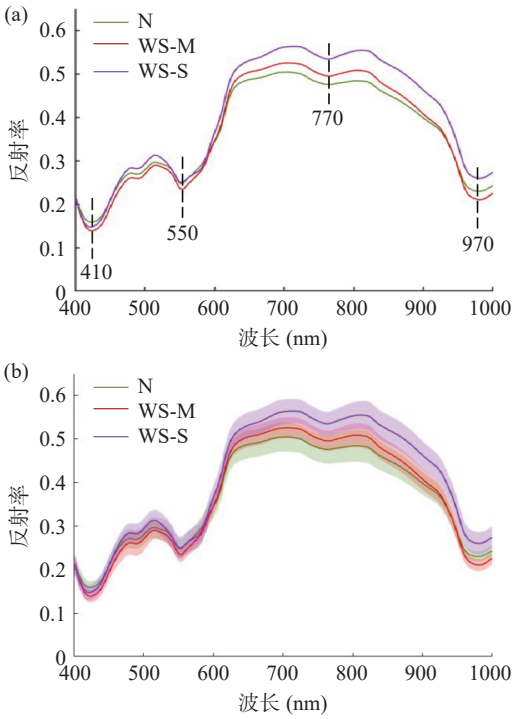


图 6　不同缺陷程度鸡胸肉的光谱曲线

Fig.6　Spectral curves of chicken breast fillets with different levels of defects

注：(a)平均光谱曲线；(b)带有标准差的平均光谱曲线。

2.2　质量参数分析

2.2.1　质量参数统计分析　不同白纹缺陷程度（N、WS-M、WS-S）鸡胸肉样本的质量参数分布如表 1 所示。结果显示，pH 随缺陷程度增加而升高，WS-S 显著（P<0.05）高于 N 和 WS-M，可能因白纹化肌肉中糖酵解受限、乳酸生成减少，进而导致 pH 升高[32−33]；蒸煮损失和滴水损失在三组间差异显著（P<0.05），表明白纹缺陷程度加重削弱了肌肉的保水能力；色泽方面，WS-S 组 L^* 显著高于其他组（P<0.05），这是因为脂肪沉积增强光散射，一定程度上提升了肉样亮度[34]；剪切力组间无显著差异（P>0.05），推测脂肪和结缔组织的柔化作用在一定程度上抵消了肌纤维结构变化对肉质硬度的影响[35]。整体而言，尽管部分理化指标随白纹缺陷程度变化表现出一定趋势，但单一指标难以全面反映白纹缺陷的整体特征。

表 1　不同缺陷程度样本的质量参数分布

Table 1　Distribution of quality parameters for samples with different levels of defects

质量参数	N	WS-M	WS-S
pH	5.85±0.09^a	5.89±0.07^a	5.95±0.11^b
蒸煮损失(%)	27.31±1.45^a	31.00±1.12^b	32.91±1.68^c
滴水损失(%)	2.92±0.21^a	3.22±0.17^b	3.30±0.24^c
L^*	58.18±0.92^a	59.54±0.77^b	60.94±0.85^c
a^*	0.59±0.06^a	0.78±0.09^b	0.89±0.07^b
b^*	2.23±0.14^a	3.52±0.19^b	3.18±0.17^b
剪切力(N)	28.17±2.63^a	29.88±3.15^a	31.76±2.74^a

注：同行间肩标小写字母不同说明呈显著性差异（P<0.05）。

2.2.2 质量参数相关性分析 对 WS 各质量参数进行 Pearson 相关性分析，结果如图 7 所示。分析显示，pH 与蒸煮损失（r=0.73）和滴水损失（r=0.71）均呈显著正相关，说明 pH 较高的样本反而具有更大程度的水分流失，可能反映了该类样本中蛋白质功能性下降或结构松散所致的保水力减弱[36]。蒸煮损失与滴水损失高度正相关（r=0.85），反映水分流失指标间具有一致性。总体来看，pH、持水力及亮度间关系较为密切，b^*在各参数中相关性最低。基于上述变量间的相关性，后续采用因子分析进一步整合和简化指标信息。

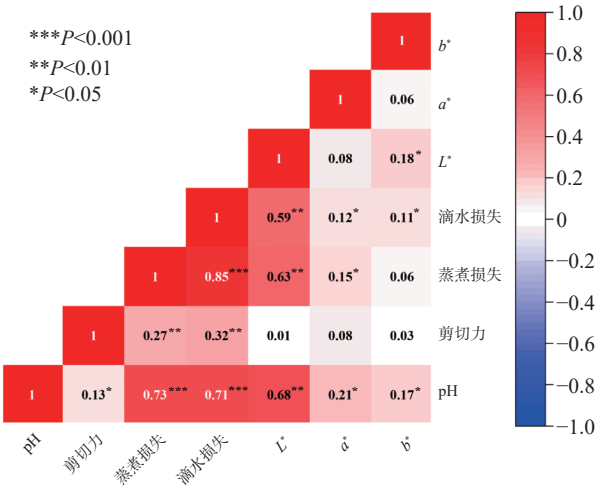


图 7 不同质量参数之间的 Pearson 相关系数

Fig.7 Pearson correlation coefficients between different quality parameters

2.3 因子分析

对白纹肉质量参数进行 Kaiser-Meyer-Olkin（KMO）和 Bartlett 检验，结果显示 Bartlett 检验的 P<0.05，表明变量间存在相关性；KMO 值为 0.717，显著性为 0.000，符合因子分析条件。随后提取主成分并采用最大方差旋转法，筛选特征值大于 1 的因子。在主成分分析中，通常认为累计方差贡献率达到 70% 即可较为全面地反映原始变量的信息[37−39]。本研究的分析结果表明，前两个主成分的特征值分别为 4.0375 和 1.3223，对应方差贡献率为 57.68% 和 18.89%，累计解释方差达 76.57%，能够较好地概括白纹缺陷的主要特征，并有效用于综合指标 CMI 的构建。相比之下，第三个主成分的特征值仅为 0.8178，方差贡献率为 11.68%，其信噪比较低，所包含的主要为次要和随机性信息，对模型的解释作用有限。若将其纳入，可能引入冗余信息并增加计算复杂度，反而不利于综合指标的简洁性与解释性。因此，本文最终保留前两个主成分用于 CMI 的构建。不同因子的特征值和方差贡献率如表 2 所示。为进一步探讨多参数间的交互关系并实现综合评价，依据因子载荷构建综合因子，将贡献率最高的公共因子标准化定义为 CMI，结合两个主因子得分 I_1 和 I_2，构建如下肌病缺陷等级评价函数：

$$I_1=-0.2307X_1-0.1197X_2-0.1763X_3+0.0130X_4+0.3322X_5+0.3023X_6+0.3148X_7$$

$$I_2=0.0662X_1-0.4726X_2-0.5361X_3+0.2392X_4+0.1146X_5+0.1237X_6+0.0584X_7$$

$$CMI=0.5768I_1+0.1889I_2$$

其中：X_1 代表 L^*值，X_2 代表 pH，X_3 代表蒸煮损失，X_4 代表滴水损失，X_5 代表 a^*值，X_6 代表 b^*值，X_7 代表剪切力。

表 2 不同因子的特征值和方差贡献率

Table 2 Eigenvalues and variance contributions of different factors

因子	特征值	方差贡献率(%)	累计方差贡献率(%)
1	4.0375	57.68	57.68
2	1.3223	18.89	76.57
3	0.8178	11.68	88.25
4	0.4471	6.39	94.64
5	0.2592	3.70	98.34
6	0.0890	1.27	99.61
7	0.0272	0.39	100.00

不同白纹缺陷程度鸡胸肉样本 CMI 分布如图 8 所示。从图 8 中可以看出，CMI 值随着白纹缺陷程度的加重呈显著上升趋势。N 组样本的 CMI 值整体偏低，中位数明显低于轻度 WS-M 和 WS-S，且分布范围相对集中。WS-M 组的 CMI 值中位数高于 N 组，分布略微上移，表明其肌肉品质已发生一定程度的劣变。WS-S 组的 CMI 值最高，不仅中位数明显上升，数据分布也更为宽广，反映出其肌肉缺陷最为严重，且个体间差异较大。整体来看，CMI 能够有效区分不同白纹缺陷等级鸡胸肉样本的质量差异，验证了多指标融合构建的综合评价因子的有效性。

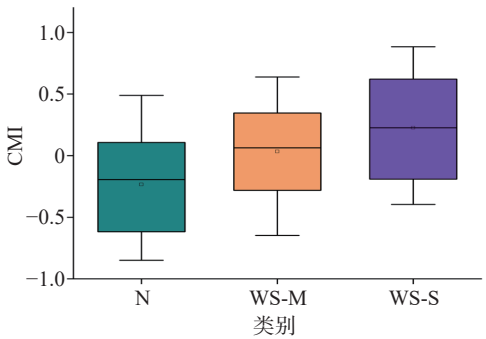


图 8 不同缺陷程度鸡胸肉的 CMI 值箱线图

Fig.8 Box line plot of CMI values of chicken breast fillets with different levels of defects

2.4 光谱预处理和建模分析

以白纹肉光谱反射率为输入，CMI 值为输出，分别采用原始光谱及四种预处理方法（MSC、SNV、FD1、SG）建立 PLSR 模型，结果如表 3 所示。比较不同预处理方式，SNV 处理效果最优（R_p^2=0.782，RMSEP=0.069）。相比之下，MSC 与 SG 的处理效果略低于原始光谱，MSC 处理后预测性能下降，SG 尽管

使用了更多潜变量(LVs=13)，但预测表现并无明显改善。FD1 预处理的模型性能最差，预测集决定系数最低（R_p^2=0.716），预测误差最大（RMSEP=0.080）。综上，SNV 预处理可显著提升模型对 CMI 的预测能力，因此被选用于后续模型分析。

表 3　基于不同预处理方法的 PLSR 模型

Table 3　PLSR model based on different preprocessing methods

预处理	LVs	R_c^2	RMSEC	R_{cv}^2	RMSECV	R_p^2	RMSEP
无预处理	11	0.785	0.069	0.778	0.069	0.762	0.071
MSC	8	0.771	0.071	0.764	0.071	0.756	0.073
SNV	9	0.797	0.068	0.791	0.068	0.782	0.069
FD1	7	0.743	0.077	0.725	0.079	0.716	0.080
SG	13	0.766	0.074	0.754	0.075	0.747	0.075

为进一步探讨光谱信息与 CMI 值之间的关系，分别基于预处理后的光谱数据构建 SVR 与 ELM 模型。由于 CNNR 具备较强的特征自动提取能力，未对其输入光谱进行预处理。各模型在全光谱数据下的预测性能如表 4 所示。结果显示，CNNR 模型表现最优(R_p^2=0.794, RMSEP=0.066)，预测精度与稳定性均优于其他模型，体现出深度学习在非线性特征学习中的优势，表明深度学习方法在高光谱数据建模与肉品质无损评价中具有广阔应用前景。

表 4　基于全光谱的 CMI 预测模型性能

Table 4　Performance of CMI prediction models based on full-spectrum

模型	参数	R_c^2	RMSEC	R_{cv}^2	RMSECV	R_p^2	RMSEP
PLSR	LVs=9	0.797	0.068	0.791	0.068	0.782	0.069
SVR	c=32.9 g=0.02	0.796	0.068	0.793	0.068	0.787	0.070
ELM	H=35	0.769	0.073	0.752	0.075	0.753	0.075
CNNR	lr=0.0002 epoch=437	0.801	0.065	0.799	0.066	0.794	0.066

2.5　生成数据的分析

2.5.1　生成光谱数据的可靠性分析　为评估生成光谱数据的质量并直观观察其特征变化，对不同训练轮次下生成的数据进行了可视化分析，结果如图 9 所示。初期训练阶段(第 50 个 epoch)生成数据虽在整体风格上较为一致，但仍存在较明显的无序与波动，仅在轮廓上初步接近真实数据。随着训练轮次增加，生成数据的分布逐步向真实样本靠近。在第 2000

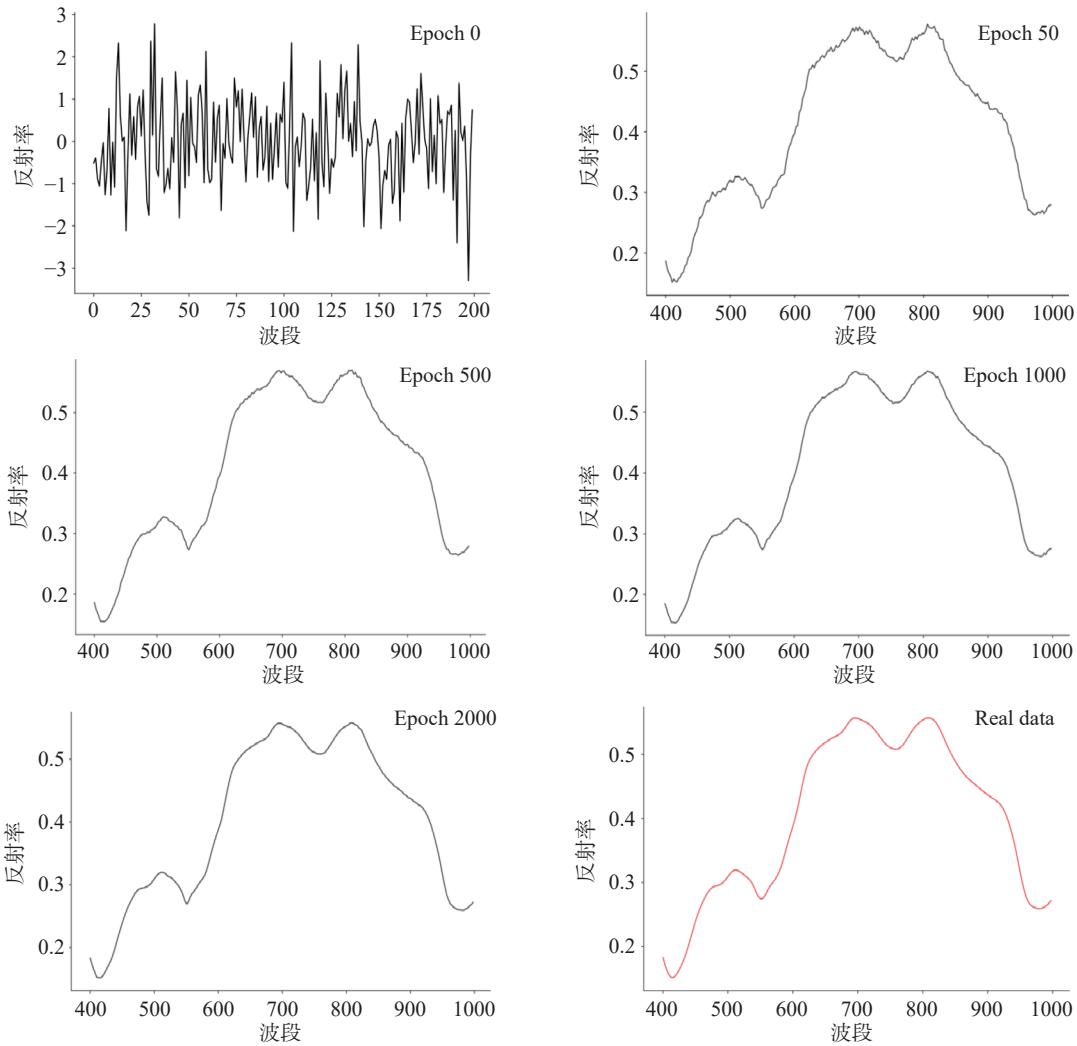


图 9　不同 Epoch 下生成数据的光谱曲线

Fig.9　Spectral curves of the generated data under different Epochs

个 epoch 时，生成曲线在趋势与光滑度方面已与真实数据高度一致，视觉上几乎难以区分。然而，视觉相似性本身不足以充分验证生成数据的可靠性与可用性，仍需结合系统的统计分析方法进行定量评估。

t-分布随机邻域嵌入（t-distributed stochastic neighbor embedding，t-SNE）是一种非线性降维算法，常用于高维数据的可视化，能够在低维空间中保留样本间的局部结构关系[40]。本研究采用 t-SNE 算法将等量的生成光谱数据与真实光谱数据投影至二维空间，以便直观比较其分布特征，结果如图 10 所示。两类数据在空间中大范围重叠，难以明显区分，表明生成光谱在整体特征分布上与真实光谱具有较高相似性。尽管生成光谱在视觉上已与真实光谱高度接近，且经 t-SNE 降维后在二维空间中呈现出与真实光谱相似的分布模式，但仍需进一步评估生成光谱与 CMI 值之间的相关性，以验证其在回归建模中的有效性。

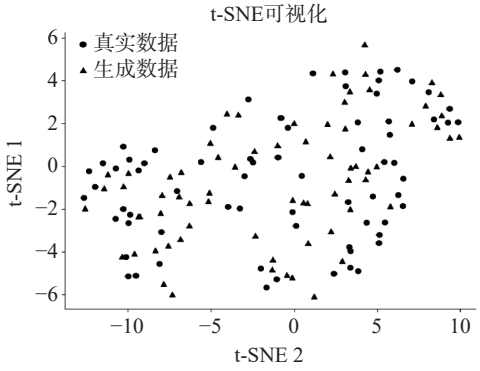


图 10 真实数据和生成数据的 t-SNE 分布

Fig.10 t-SNE distribution of real and generated data

2.5.2 生成 CMI 值的可靠性分析 为验证 RGAN 模型生成光谱数据与对应 CMI 值之间的相关性，构建了四种回归模型，采用生成数据训练、真实数据验证的方式进行评估。结果如图 11 所示，所有模型均具备较高的预测精度，其中 CNNR 模型表现最佳（R^2=0.895，RMSE=0.166，RPD=3.097）。该结果表明，生成光谱数据不仅与真实数据高度一致，还能有效反映 CMI 值变化，验证了生成样本在建模中的可用性与可靠性。

2.6 数据增强后模型的性能

为评估生成样本数量对 CNNR 模型性能的影响，在原始数据基础上逐步增加不同数量的生成样本，并对模型表现进行系统分析，结果如表 5 所示。随着生成样本数量的增加，训练集、交叉验证集及测试集的 R^2 持续上升，RMSE 整体下降，表明模型的拟合能力与预测精度均有所提升。当新增 300 个样本时，模型性能达到最优，R_p^2为 0.835，RMSEP 降至 0.057。进一步增加样本 500、800 和 1000 个后，性能提升趋于饱和，R_p^2甚至出现轻微降低，说明过量扩增未带来额外收益，可能引入冗余信息。综上，适量的生成数据扩增（以 300 个样本为宜）可显著提升 CNNR 模型的稳定性与预测能力，而过度扩增则可能导致模型性能改善效果减弱。

2.7 CMI 的可视化

为直观展示鸡胸肉白纹缺陷的严重程度，本研究从三种不同缺陷等级中各选取两块样本，基于最优模型 CNNR 对其高光谱图像中每个像素点进行 CMI 预测，生成 CMI 空间分布可视化图，结果如图 12 所示。图中颜色由蓝至红依次表示缺陷程度由轻至

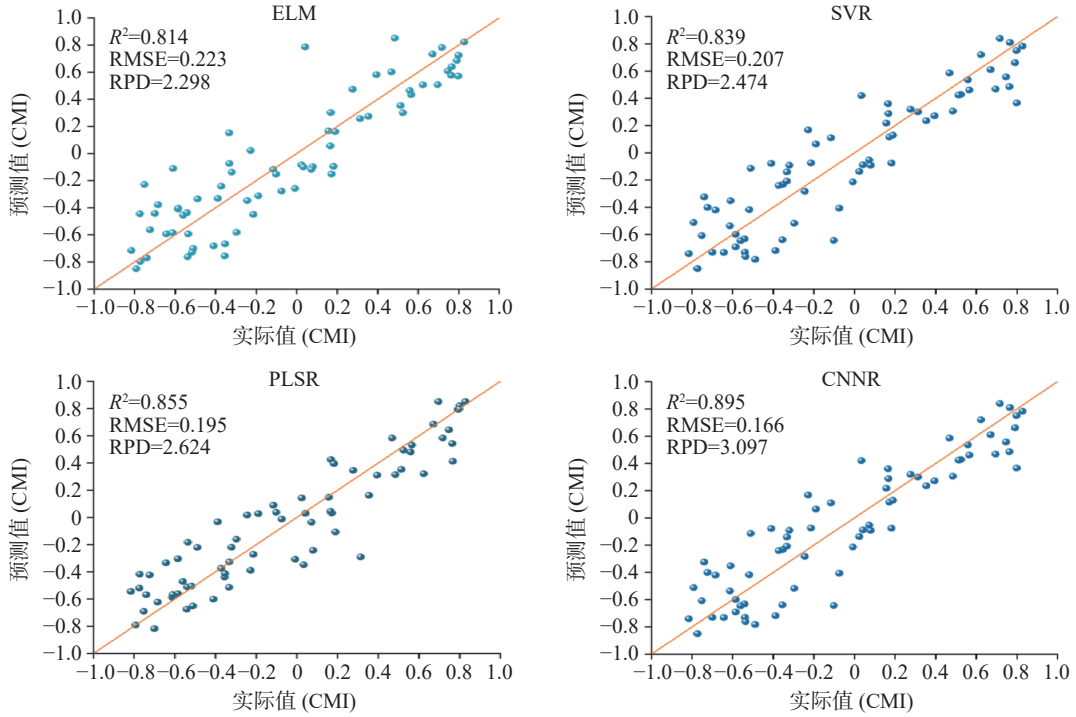


图 11 基于生成数据构建的四种模型性能表现

Fig.11 Performance of four models constructed based on generated data

表 5　添加不同数据量的 CNNR 模型性能

Table 5　Performance of CNNR model with different amount of data added

样本数量	R_c^2	RMSEC	R_{cv}^2	RMSECV	R_p^2	RMSEP	性能提升（R_p^2、RMSEP）
180（原始数据）	0.801	0.065	0.799	0.066	0.794	0.066	0, 0
+30	0.809	0.063	0.803	0.064	0.801	0.064	+0.007, −0.002
+50	0.813	0.061	0.811	0.061	0.809	0.064	+0.015, −0.002
+100	0.822	0.060	0.813	0.061	0.812	0.061	+0.018, −0.005
+200	0.839	0.057	0.831	0.058	0.823	0.059	+0.029, −0.007
+300	0.842	0.054	0.841	0.056	0.835	0.057	+0.041, −0.009
+500	0.841	0.056	0.840	0.057	0.834	0.058	+0.040, −0.008
+800	0.838	0.059	0.837	0.059	0.832	0.058	+0.038, −0.008
+1000	0.831	0.058	0.831	0.058	0.828	0.059	+0.034, −0.007

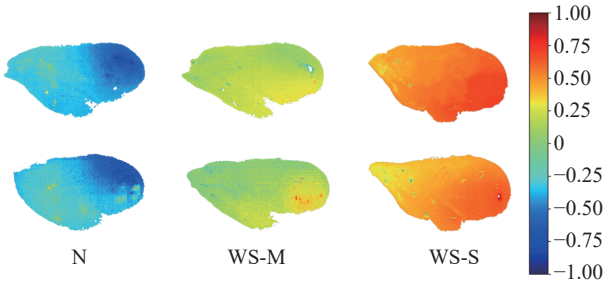


图 12　CMI 值的可视化

Fig.12　Visualization of CMI values

重。随缺陷等级增加，可视化图主色调由蓝色逐渐转为红色，表明模型能有效区分不同严重程度的白纹缺陷，验证了其较高的预测精度与可靠性。综上，基于高光谱图像的 CMI 可视化方法实现了白纹缺陷从数值预测向图像表达的有效转化，进一步证明了模型在真实应用场景中的可行性与实用价值。

3　讨论

本研究结果表明，基于高光谱成像的 CMI 回归模型能够实现对白纹鸡胸肉缺陷程度的量化预测。CMI 作为融合多项理化指标的连续变量，不仅实现了由“离散分级”向“连续评价”的转变，还为肉质缺陷提供了更细粒度和更具解释力的表征。与 Zaid 等[41] 和 Jiang 等[42] 提出的分类模型相比，CMI 回归建模基于连续变量而非离散标签，减少了潜在的主观误差，并在边界样本判别上表现出更高的鲁棒性和推广性。

在此基础上，本研究也注意到高光谱建模过程中仍存在样本数量有限的挑战，尤其在复杂回归任务中更为突出。为缓解这一问题，引入 GAN 进行数据扩增，在一定程度上改善了模型的拟合与预测性能。这与先前研究证实 GAN 在小样本条件下能够提升模型性能的结论一致[43−45]。然而，进一步分析表明生成样本的数量并非越多越好，当扩增量超过合理阈值后，模型性能提升趋于饱和甚至略有下降，说明过量生成可能引入冗余信息或噪声，从而干扰模型学习[46]。因此，在实际应用中应合理平衡生成样本的数量与质量，优先保证其多样性与代表性，并持续采集高质量真实样本，以确保建模过程的稳健性与可靠性。

4　结论

本研究针对鸡胸肉白纹缺陷问题，构建了一种融合高光谱成像（HSI）、综合肌肉缺陷指数（CMI）与回归生成对抗网络（RGAN）的无损检测方法。通过高光谱图像与多理化指标构建的 CMI，实现了对白纹缺陷的定量预测。为缓解小样本建模限制，提出的 RGAN 可同时生成光谱数据及对应 CMI 值，生成样本在光谱特征和空间分布上与真实数据高度一致。随后，将生成样本加入原始数据中进行建模分析，CNNR 模型在添加生成样本 300 时性能最优，R_p^2 提升至 0.835，RMSEP 降至 0.057，显著优于未扩增时模型性能，验证了 RGAN 在提升模型泛化能力方面的有效性。基于模型预测的 CMI 空间分布图进一步展示了白纹缺陷在鸡胸肉样本中的差异性，表明该方法可实现鸡肉白纹缺陷的快速、精准识别，为实现禽肉品质智能化检测提供了技术支持与理论基础。

© The Author(s) 2026. This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/).

参考文献

[1] 杨福剑, 唐雪梅, 陈春婷, 等. 新形势下我国黄羽肉鸡产业分析及建议[J]. 中国禽业导刊, 2025, 42(4): 23−27. [YANG Fujian, TAGN Xuemei, CHEN Chunting, et al. Analysis and suggestions on domestic yellow broiler industry under new situation[J]. Guide to Chinese Poultry, 2025, 42(4): 23−27.]

[2] HUERTA A, XICCATO G, BORDIGNON F, et al. Dietary fat content and supplementation with sodium butyrate: Effects on growth performance, carcass traits, meat quality, and myopathies in broiler chickens[J]. Poultry Science, 2024, 103(11): 104199.

[3] de SOUZA C, de SOUZA C, CAMPOS F P, et al. Effect of arginine, Glycine+serine concentrations, and guanidinoacetic acid supplementation in vegetable-based diets for chickens[J]. Poultry Science, 2024, 103(10): 104105.

[4] PADILHA S F, IBELLI A M G, PEIXOTO J O, et al. Novel candidate genes involved in an initial stage of white striping development in broiler chickens[J]. Animals, 2024, 14(16): 2379.

[5] 张聪, 袁伟东, 周禹, 等. 白纹肉与木质肉品质安全无损检测

研究进展[J]. 食品与发酵工业, 2024, 50(8): 365−373. [ZHANG Cong, YUAN Weidong, ZHOU Yu, et al. Research progress on non-destructive detection of quality and safety of white striping and wooden breast[J]. Food and Fermentation Industries, 2024, 50(8): 365−373.]
[6] MUÑOZ-LAPEIRA M, FONT-I-FURNOLS M, BRUN A, et al. Breast myopathy co-occurrence and its impact on carcass and meat quality attributes in broiler chickens[J]. Poultry Science, 2025, 104(1): 104625.
[7] BOŠKOVIĆ CABROL M, XICCATO G, PETRACCI M, et al. Nutritional composition, technological quality, and sensory attributes of chicken breast meat affected by white striping, wooden breast, and spaghetti meat: A comprehensive evaluation[J]. Foods, 2024, 13(24): 4007.
[8] KATO T, BRACARENSE A P F R L, PAVANELLO A C L, et al. Evaluation of physicochemical and functional properties of broiler breast with white striping[J]. Semina ciênc. Agrar, 2023: 1167-1178.
[9] VANDERHOUT R J, LEISHMAN E M, HISCOCK H, et al. Reliability of a white striping scoring system and description of white striping prevalence in purebred Turkey lines[J]. Animals, 2022, 12(3): 254.
[10] 木合塔尔·扎热, 故丽米热·卡克什, 吴正保, 等. 灰枣不同枝龄二次枝果实品质综合评价[J]. 农业工程学报, 2023, 39(22): 296−302. [MUHTAR Zari, GULMIRA Kakix, WU Zhengbao, et al. Comprehensive evaluation on the fruit quality of different agesecondary branches in ‘Huizao’ jujube[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(22): 296−302.]
[11] 贺鹏, 张涛, 宋海云, 等. 广西澳洲坚果果实品质分析与综合评价[J]. 食品科学, 2021, 42(24): 242−251. [HE Peng, ZHANG Tao, SONG Haiyun, et al. Quality analysis and comprehensive evaluation of the fruit of macadamia integrifolia grown in guangxi province[J]. Food Science, 2021, 42(24): 242−251.]
[12] SHAO Yuanyuan, SHI Yukang, QIN Yongdong, et al. A new quantitative index for the assessment of tomato quality using Vis-NIR hyperspectral imaging[J]. Food Chemistry, 2022, 386: 132864.
[13] YUAN Weidong, ZHOU Hongping, ZHOU Yu, et al. In-field and non-destructive determination of comprehensive maturity index and maturity stages of *Camellia oleifera* fruits using a portable hyperspectral imager[J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2024, 315: 124266.
[14] MARCHI D F, GERONIMO B C, SAVOLDI D C, et al. Quality and stability of meat products prepared with chicken fillets affected by white striping myopathy[J]. Journal of Food Science and Technology, 2024, 61(11): 2093−2099.
[15] LEBEDNIKAITĖ E, KLUPŠAITĖ D, BARTKIENĖ E, et al. Fatty acid profile, volatile organic compound, and physical parameter changes in chicken breast meat affected by wooden breast and white striping myopathies[J]. Animals, 2023, 13(19): 3136.
[16] KIM M, YUN D Y, LEE G, et al. Early detection of beef-quality indicators using hyperspectral imaging combined with pixel-based segmentation method corresponding to fat and protein region[J]. Food Bioscience, 2024, 62: 105501.
[17] ZHAO Jiexiu, MEHMOOD A, DONG Qingli, et al. Rapid assessment of chilled chicken spoilage based on hyperspectral imaging technology and AdaBoost-RT[J]. Food Analytical Methods, 2023, 16(9): 1504−1511.
[18] MASITHOH R E, PAHLAWAN M F R, KIM J, et al. Short-wave infrared hyperspectral imaging for the determination of pork adulteration in minced beef and lamb[J]. Food Control, 2024, 166: 110736.
[19] JEONG S K C, JO K, LEE S, et al. Classification of frozen-thawed pork loins based on the freezing conditions and thawing losses using the hyperspectral imaging system[J]. Meat Science, 2025, 221: 109716.
[20] JIANG Chuanli, ZHAO Jianyun, DING Yuanyuan, et al. Vis–NIR spectroscopy combined with GAN data augmentation for predicting soil nutrients in degraded Alpine meadows on the Qinghai–Tibet Plateau[J]. Sensors, 2023, 23(7): 3686.
[21] ZHANG Liu, NIE Qing, JI Haiyan, et al. Hyperspectral imaging combined with generative adversarial network (GAN)-based data augmentation to identify haploid maize kernels[J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2022, 106: 104346.
[22] QI Hengnian, HUANG Zihong, JIN Baichuan, et al. SAM-GAN: An improved DCGAN for rice seed viability determination using near-infrared hyperspectral imaging[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 216: 108473.
[23] KUTTAPPAN V A, LEE Y S, ERF G F, et al. Consumer acceptance of visual appearance of broiler breast meat with varying degrees of white striping[J]. Poultry Science, 2012, 91(5): 1240−1247.
[24] 赵洋, 徐幸莲, 赵庭辉, 等. 混合冷却对宰后黄羽肉鸡能量代谢和品质的影响[J]. 食品科学, 2024, 45(3): 102−109. [ZHAO Yang, XU Xinglian, ZHAO Tinghui, et al. Effect of mixed cooling on postmortem energy metabolism and meat quality of yellow-feathered broilers[J]. Food Science, 2024, 45(3): 102−109.]
[25] 吴平, 姚芳, 王正云, 等. 超声协同嫩化剂改善淘汰蛋鸡肉嫩度的工艺优化及其对肉品质的影响[J]. 食品工业科技, 2024, 45(12): 56−58. [WU Ping, YAO Fang, WANG Zhengyun, et al. Optimization of ultrasound assisted tenderizing agents for improving the meat tenderness of eliminated hen and its effects on meat qualities[J]. Science and Technology of Food Industry, 2024, 45(12): 56−58.]
[26] 刘欣睿, 王美娟, 计云龙, 等. 低温慢煮时间对即食鸡胸肉品质及消化特性的影响[J]. 食品工业科技, 2024, 45(3): 114−122. [LIU Xinrui, WANG Meijuan, JI Yunlong, et al. Effect of sous-vide time on the quality profiles and *in vitro* digestibility of ready-to-eat chicken breast[J]. Science and Technology of Food Industry, 2024, 45(3): 114−122.]
[27] SHAO Yuanyuan, JI Shengheng, SHI Yukang, et al. Growth period determination and color coordinates visual analysis of tomato using hyperspectral imaging technology[J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2024, 319: 124538.
[28] RALA CORDEIRO J, RAIMUNDO A, POSTOLACHE O, et al. Neural architecture search for 1D CNNs: Different approaches tests and measurements[J]. Sensors, 2021, 21(23): 7990.
[29] 王雪, 张海荣, 吴丹丹, 等. 近红外光谱快速检测大豆原油含磷量[J]. 食品科学, 2023, 44(24): 316−322. [WANG Xue, ZHANG Hairong, WU Dandan, et al. Fast quantification of phosphorus in crude soybean oil by near-infrared spectroscopy[J]. Food Science, 2023, 44(24): 316−322.]
[30] WU Di, SUN Dawen. Application of visible and near infrared hyperspectral imaging for non-invasively measuring distribution of water-holding capacity in salmon flesh[J]. Talanta, 2013, 116: 266−276.
[31] BOWKER B, HAWKINS S, ZHUANG H. Measurement of water-holding capacity in raw and freeze-dried broiler breast meat with visible and near-infrared spectroscopy[J]. Poultry Science, 2014, 93(7): 1834−1841.
[32] ABASHT B, MUTRYN M F, MICHALEK R D, et al. Oxida-

tive stress and metabolic perturbations in wooden breast disorder in chickens[J]. PLoS One, 2016, 11(4): e0153750.
[33] ZAMBONELLI P, ZAPPATERRA M, SOGLIA F, et al. Detection of differentially expressed genes in broiler pectoralis major muscle affected by White Striping–Wooden Breast myopathies[J]. Poultry Science, 2016, 95(12): 2771−2785.
[34] WACHTA H, TERESZKIEWICZ K, KULIG. Luminance surface distribution measurements applied to assessing intramuscular fat content in meat[J]. Measurement, 2022, 193: 110846.
[35] BRAMBILA G S, BOWKER B C, ZHUANG H. Comparison of sensory texture attributes of broiler breast fillets with different degrees of white striping[J]. Poultry Science, 2016, 95(10): 2472−2476.
[36] 屈莎, 胡婷, 唐善虎, 等. 不同 pH 值下蛋白氧化对牦牛肉肌原纤维蛋白凝胶特性的影响[J]. 现代食品科技, 2024, 40(1): 121−127. [QU Sha, HU Ting, TANG Shanhu, et al. Effects of protein oxidation at different pH values on the gelling properties of myofer fibroin in yak muscle[J]. Modern Food Science & Technology, 2024, 40(1): 121−127.]
[37] 禹晓, 孙好蜀, 乔好, 等. 不同品种亚麻籽物性学特性、脂代谢关键酶活性和抗营养因子分析[J/OL]. 中国油料作物学报, 1−11[2025-09-04]. https://doi.org/10.19802/j.issn.1007-9084.2024260. [YU Xiao, SUN Haohe, QIAO Hao, et al. Physical properties, anti-nutritional factors, and key enzyme activities related to lipid metabolism of different flaxseed varieties[J/OL]. Chinese Journal of Oil Crop Sciences, 1−11[2025-09-04]. https://doi.org/10.19802/j.issn.1007-9084.2024260.]
[38] 陈黄婴, 陈紫怡, 李洋洋, 等. 份石榴资源果实品质分析与酒用种质优选[J/OL]. 食品与发酵工业, 1−11[2025-09-04]. https://doi.org/10.13995/j.cnki.11-1802/ts.04230736. [CHEN Huangzhao, CHEN Ziyi, LI Yangyang, et al. Analysis of fruit quality of 36 pomegranate resources and screening of winemaking germplasm [J/OL]. Food and Fermentation Industries, 1−11[2025-09-04]. https://doi.org/10.13995/j.cnki.11-1802/ts.04230736.]
[39] 邱文敬, 许云飞, 柴亚倩, 等. 丝瓜果实品质性状因子分析与评价体系建立[J]. 江苏农业学报, 2024, 40(12): 2324−2333. [QIU Wenjing, XU Yunfei, CHAI Yaqian, et al. Factor analysis and evaluation system construction of fruit quality traits of sponge gourd[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2024, 40(12): 2324−2333.]
[40] 刘鑫鹏, 孙祥洪, 秦玉华, 等. 基于 Wasserstein 散度的 t-SNE 相似性度量方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(12): 3806−3812. [LIU Xinpeng, SUN Xianghong, QIN Yuhua, et al. Research on t-SNE similarity measurement method based on Wasserstein divergence[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(12): 3806−3812.]
[41] ZAID A, ABU-KHALAF N, MUDALAL S, et al. Differentiation between normal and white striped Turkey breasts by visible/near infrared spectroscopy and multivariate data analysis[J]. Korean Journal for Food Science of Animal Resources, 2020, 40(1): 96−105.
[42] JIANG Hongzhe, YOON S C, ZHUANG Hong, et al. Integration of spectral and textural features of visible and near-infrared hyperspectral imaging for differentiating between normal and white striping broiler breast meat[J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2019, 213: 118−126.
[43] TAN Haibo, MA Benxue, XU Ying, et al. An innovative variant based on generative adversarial network (GAN): Regression GAN combined with hyperspectral imaging to predict pesticide residue content of Hami melon[J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2025, 325: 125086.
[44] LYU Hongyi, GRAFTON M, RAMILAN T, et al. Synthetic hyperspectral reflectance data augmentation by generative adversarial network to enhance grape maturity determination[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 235: 110341.
[45] ZHANG Cong, WU Yu, YUAN Weidong, et al. Hyperspectral imaging combined with an improved GAN for detecting pH values of fresh chicken breast fillets[J]. Infrared Physics & Technology, 2025, 150: 105955.
[46] CUI Jiarui, LI Kenken, LÜ Yu, et al. Development of a new hyperspectral imaging technology with autoencoder-assisted generative adversarial network for predicting the content of polyunsaturated fatty acids in red meat[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 220: 108842.