doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.09.037

基于改进 ResNet－18 与高光谱特征的孵期种蛋性别无损鉴别方法

鄢　钱[1]　谭周石[1]　董嘉禾[1]　王　毅[1]　王巧华[1,2]

（1. 华中农业大学工学院，武汉 430070；2. 农业农村部长江中下游农业装备重点实验室，武汉 430070）

摘要：针对传统种蛋性别鉴定方法存在的侵入性、效率低、依赖单一时间点数据等问题，为实现孵期种蛋性别无损、高精度检测，以京粉 1 号种鸡蛋为对象，提出了一种融合高光谱成像与深度学习方法，构建多阶段时序动态检测体系。自主研发双通道高光谱采集系统，于孵化第 4、7、10、13 天采集 400～1 000 nm 波段数据，通过椭圆拟合提取蛋体中心感兴趣区域（ROI），经 Savitzky－Golay 平滑、主成分分析（PCA）降维及数据增强预处理后，构建引入通道注意力（SE）模块的改进 ResNet－18 模型，并结合长短时记忆（LSTM）模块实现多阶段时序特征融合。结果表明：孵化第 10 天为最佳检测窗口，单时期模型性别鉴定准确率达 82.99%；时序融合模型准确率进一步提升至 85.2%，较标准 ResNet－18 提升 3.3 个百分点；改进模型参数量仅 9.9×10^6，推理时间为 47 ms/样本，兼顾检测精度与效率。本研究提出的方法破解了传统技术的滞后性与侵入性缺陷，为家禽养殖智能化、绿色化发展提供了可靠的技术方案。

关键词：种蛋；无损检测；性别；ResNet－18；高光谱成像；时序融合

中图分类号：TS253.7　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2026)09-0386-09　　**OSID**：

Non-destructive Sex Identification of Hatching Eggs during Incubation Based on Improved ResNet－18 and Hyperspectral Features

YAN Qian[1]　TAN Zhoushi[1]　DONG Jiahe[1]　WANG Yi[1]　WANG Qiaohua[1,2]

(1. *College of Engineering*, *Huazhong Agricultural University*, *Wuhan* 430070, *China*

2. *Key Laboratory of Agricultural Equipment in Mid-lower Yangtze River*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Wuhan* 430070, *China*)

Abstract: Aiming at the problems of invasiveness, low efficiency and reliance on single-time-point data in traditional hatching egg sex identification methods, to realize non-destructive and high-precision sex detection of hatching eggs during incubation, taking Jingfen No. 1 breeding eggs as the research object, a method integrating hyperspectral imaging and deep learning was proposed, and a multi-stage temporal dynamic detection system was constructed. A dual-channel hyperspectral acquisition system was independently developed to collect data in the 400～1 000 nm band on the 4th, 7th, 10th, and 13th days of incubation. The central region of interest (ROI) of the egg body was extracted via ellipse fitting. After preprocessing, including Savitzky－Golay smoothing, principal component analysis (PCA) dimensionality reduction and data augmentation, an improved ResNet－18 model incorporating the squeeze-and-excitation (SE) attention module was constructed, and multi-stage temporal feature fusion was realized by combining the long short-term memory (LSTM) module. The results showed that the 10th day of incubation was the optimal detection window, with the sex identification accuracy of the single-period model reaching 82.99%. The accuracy of the temporal fusion model was further improved to 85.2%, 3.3 percentage points higher than that of the standard ResNet－18. The improved model had only 9.9×10^6 parameters and an inference time of 47 ms per sample, balancing detection accuracy and

收稿日期：2025－11－20　修回日期：2025－12－18

基金项目：国家自然科学基金项目（32372426）、国家重点研发计划项目（2024YFD2000901）、湖北省重点研发计划项目（2024BBB051）、湖北洪山实验室重大项目（2022hszd006）和中央高校基本科研业务费专项资金项目（2662025PY005）

作者简介：鄢钱（1996—），男，博士生，主要从事光谱分析与农产品无损检测研究，E-mail：670522352@qq.com

通信作者：王巧华（1970—），女，教授，博士生导师，主要从事农畜产品无损检测技术与装备研究，E-mail：wqh@mail.hzau.edu.cn

efficiency. The proposed method overcame the lag and invasiveness defects of traditional technologies, and provided a reliable technical scheme for the intelligent and green development of poultry breeding.

Key words: hatching eggs; non-destructive testing; sex; ResNet－18; hyperspectral imaging; temporal fusion

0　引言

家禽养殖业作为我国农业经济的核心支柱产业，其集约化与智能化转型是提升产业竞争力的关键[1]。种蛋孵化效率直接决定养殖效益，而传统孵化流程中，雄性雏鸡因产蛋价值缺失且肉用性价比有限，出壳后常被集中淘汰，全球每年此类扑杀量达数十亿只，既造成饲料、能源等资源的严重浪费，也引发了严峻的动物福利伦理争议[2]。因此，在种蛋孵化早期实现胚胎性别无损鉴定，成为推动行业绿色发展的核心技术需求。

种蛋性别鉴定技术已历经多代演进，形成了生物学技术[3]、光谱学技术[4－9]及深度学习技术[10－13]三大主流路线。早期分子生物学方法如 CHD1 基因 PCR 检测，虽能实现近 100% 的鉴定准确率，但需破坏性取样且检测周期长达 4 ~ 6 h，难以满足规模化生产需求；激素水平分析依赖复杂取样操作，易影响胚胎发育，设备成本也限制了其产业化应用。形态学方法[14]如蛋形指数分析、快慢羽鉴定等，虽操作简便，但准确率仅 55% ~80%，且快慢羽鉴定需等到出壳后实施，无法解决孵期分选问题。

光谱学技术凭借无损、高效的优势成为研究热点，其中高光谱成像技术因兼具空间信息与连续光谱特征，在农业检测领域展现出独特潜力。文献[9]基于紫外－可见透射光谱实现早期鸡胚性别识别，准确率达 78%；文献[8]通过高光谱图像分析种蛋血线特征，将准确率提升至 80%。然而现有光谱检测技术仍存在明显局限：多数研究聚焦于单一孵化时间点的静态分析，忽略了胚胎发育的动态特征，而性别相关的生理生化差异随孵化进程动态变化；同时，传统单通道采集系统检测效率低下，每分钟仅能处理 10 枚左右种蛋，无法满足中型孵化场日均 10 万枚的高通量需求[15]。

深度学习技术的引入为精度提升提供了新路径，基于卷积神经网络（CNN）的模型使检测准确率较传统方法平均提升 12 ~ 15 个百分点[16－17]。但现有深度学习模型多依赖单一时间点数据，未充分挖掘多阶段时序特征的判别价值，且模型参数量大、训练周期长，部分模型泛化能力不足，跨品种适用性有待验证。此外，现有技术普遍存在检测窗口偏晚的问题，多数集中于孵化中后期，未能充分发挥早期分选对降低养殖成本的作用[18]。

针对上述研究不足，本文通过整合高光谱成像技术与深度学习方法，构建多阶段时序动态检测体系。研发双通道高光谱采集系统提升检测效率；建立覆盖孵化关键阶段的时序数据库，挖掘胚胎发育的动态性别特征；构建改进型深度学习模型，以实现鸡胚孵期的高精度性别鉴定。旨在破解传统方法的滞后性与侵入性缺陷，为家禽养殖智能化提供技术支撑。

1　材料与方法

1.1　试验材料

试验选用京粉 1 号白壳种鸡蛋，购自湖北省荆州市某规模化种禽养殖基地。为尽可能保证样本的均一性，剔除破损、畸形及蛋壳参数异常的种蛋后，共保留 420 枚合格种蛋并随机编号，用于后续孵化与数据采集试验。

采用全自动智能孵化机进行全程孵化，精准控制关键环境参数以保障胚胎均质发育：孵化温度维持在（37.8 ± 0.2）℃，相对湿度控制在（65 ± 5）%，孵化箱按每 2 h 一次的频率执行自动翻蛋操作，避免胚胎局部发育不良。

1.2　试验设备与系统搭建

核心检测设备采用德国 PhotonicSC 公司生产的 Cubert FireflEYE Q285 型高速成像光谱仪，其光谱范围 400 ~ 1 000 nm，光谱分辨率 2.5 nm，空间分辨率 1 920 像素 ×1 920 像素，最短曝光时间 0.1 ms，可有效规避胚胎微弱运动导致的图像模糊；配套 ATG1600 型卤素灯光源（波长 400 ~ 1 000 nm、功率 150 W），提供均匀稳定的透射光环境，保障光谱数据的稳定性。

为突破传统单通道系统检测效率瓶颈，自主研发双头光纤支架，支架含两个对称采样通道，每个通道配置 1 个光纤探头，探头中心间距 10 cm，可同步固定两枚种蛋实现双样本并行采集。高光谱透射图像采集系统由高光谱相机、镜头、暗箱、双头支架、双头光纤、卤素光源及计算机组成，如图 1 所示，暗箱可有效屏蔽外界杂光干扰。

数据采集计算机配置：Intel Core i7 － 12700K CPU、32GB DDR4 内存、NVIDIA RTX 3090 GPU，运行 Windows 10 64 位操作系统。数据采集软件采用

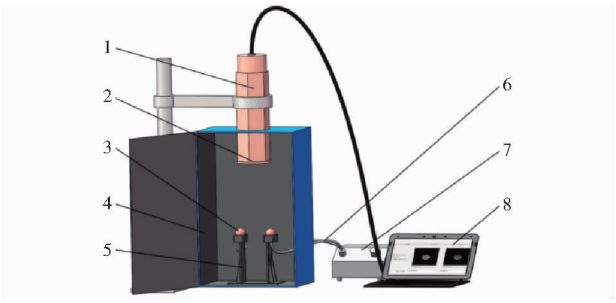

图 1 高光谱透射图像采集系统

Fig. 1 Hyperspectral transmitted image acquisition system

1. 高光谱相机 2. 镜头 3. 鸡种蛋 4. 暗箱 5. 双头支架 6. 双头光纤 7. 卤素光源 8. 计算机

Cubert Cube – Pilot v1. 5. 7,实时监控采集过程并存储原始 HDR 格式数据;预处理采用 ENVI 5. 3 软件,完成辐射校正、噪声消除及感兴趣区域(ROI)提取;模型训练基于 Python 3. 8. 13 环境,依托 PyTorch 1. 12. 1 深度学习框架,结合 OpenCV 4. 6. 0 进行图像处理。

1.3 高光谱数据采集与预处理

1.3.1 数据采集流程

研究前期开展了孵化 1 ~ 16 d 胚胎光谱特征预监测,结合胚胎发育生理规律确定核心采样节点。孵化前 3 d 胚胎未着床、胚层未分化,无性别相关光谱差异;第 4 天起性腺启动分化、生殖嵴形成,可检测到性别光谱差异[19];第 7 天血液循环系统建立,血红蛋白积累使光谱性别辨识度提升;第 10 天为性腺形态分化关键期,雌雄性腺结构差异达峰值,光谱判别性最强[8];第 13 天胚胎未过度占用蛋内空间,仍可获取有效光谱;第 16 天及以后胚胎占蛋内 60% 以上空间,光谱信号失真无法建模(图 2)。文献[8]证实 7 ~ 10 d 为光谱检测的黄金窗口期,文献[13]指出时序数据需覆盖性腺分化期,据此选定第 4、7、10、13 天为采样节点。未采用连续采集的原因一是高频取样破坏孵化环境,预试验显示每日采集会增加胚胎死亡率,影响样本有效性;二是相邻 2 d 光谱差异小,密集采集易致数据冗余、增加计算量且引发模型过拟合。

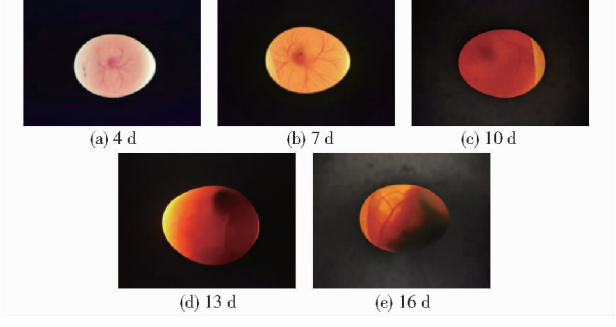

图 2 种蛋第 4 天至第 16 天的孵化日龄图

Fig. 2 Incubation age diagrams of breeding eggs from day 4 to day 16

试验环境温度控制在(25 ± 2)℃,相对湿度(50 ± 5)%。采集前完成仪器预热及光路校准,依次进行暗电流校正和白板校正;采集时将种蛋横向置于带椭圆定位槽的支架平台,确保蛋体中心与光纤探头垂直对齐,探头距蛋壳表面 0. 5 cm,单次曝光时间 400 ms,每个样本采集 3 次取平均值以降低随机误差,原始数据同步标注采集时间、胚胎日龄及样本编号。数据采集后立即将种蛋放回孵化箱,每次试验在当天固定时段采集,规避昼夜代谢差异对胚胎状态的影响。

针对种蛋曲面特征,采用椭圆拟合算法[20]提取有效 ROI:在 ENVI 5. 3 软件中,以 500 ~ 600 nm 特征波段为基础自动识别蛋体轮廓,剔除蛋托反光及背景干扰区域,最终保留蛋体中心 300 像素 × 200 像素范围的光谱数据,保障不同样本 ROI 区域的位置与尺寸一致性,为后续模型训练提供标准化特征数据。

1.3.2 数据预处理方法

数据预处理按以下步骤执行:①辐射校正:消除仪器系统误差,提升数据准确性。②噪声消除:采用 Savitzky – Golay 平滑算法[21]处理光谱曲线,为验证最优参数,设计多组对比试验:窗口大小设置 5、9、11 共 3 个梯度,多项式阶数设置 1、2、3 共 3 个梯度,以光谱噪声去除程度(信噪比)和关键特征保留完整性为评价指标(图 3)。结果显示,窗口大小 11、多项式阶数 2 时,信噪比达 32. 6 dB,且 560 nm 绿色反射峰、660 nm 蛋白吸收谷等关键特征未失真,因此确定该组合为最优参数。③数据降维:通过主成分分析(PCA)[22]提取累计贡献率 95% 以上的前 15 个主成分作为特征变量,减少数据冗余。④数据增强:实际检测中种蛋会因输送、定位偏差呈现不同姿态,而原始训练样本姿态单一,易导致模型学习冗余的姿态特征,而非核心的性别相关光谱特征。本研究对 ROI 图像进行 0°/90°/180°/270°随机旋转与翻转,将有效样本扩充至原数的 4 倍,以此模拟多姿态检测场景,引导模型聚焦胚胎核心光谱特征,强化判别能力、降低过拟合风险。通过增强组与未增强组对照试验验证,增强组综合泛化能力提升 18. 2%,与文献[23]研究结论一致,证实了该数据增强方法的有效性。

1.4 性别验证方法

孵化第 19 天对试验组种蛋实施无菌套袋处理,采用医用级无纺布防护袋封装,标注每枚蛋的序号以保障样本可追溯性。出雏后 24 h 内采用快慢羽法[24]进行性别鉴定:LED 冷光源下,使用数显游标

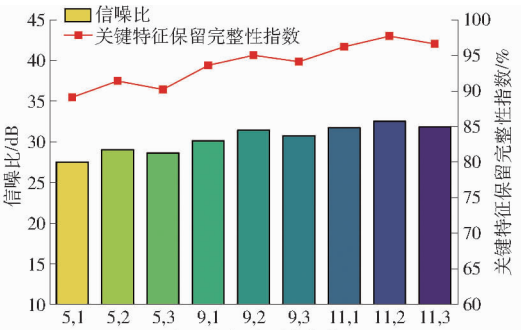

图 3　Savitzky－Golay 平滑参数对比试验结果

Fig. 3　Comparison test results of Savitzky－Golay smoothing parameters

卡尺(精度 0.01 mm)测量主翼羽与覆主翼羽的绝对长度,记录差值;主翼羽比覆主翼羽长 2.00 mm 以上,则判定为快羽(母雏),反之为慢羽(公雏),验证流程如图 4 所示。对差值 1.50～2.00 mm 的临界样本,采用双盲复测法确认性别,确保验证结果准确可靠。



图 4　雏鸡性别验证

Fig. 4　Chick sex verification

1.5　模型构建与评价方法

1.5.1　改进 ResNet－18 模型结构

ResNet－18(Residual Network－18)是 ResNet 系列中的一种轻量级深度残差神经网络,核心用于图像分类与特征提取,因参数量适中、训练效率高,广泛应用于计算机视觉及农业检测等领域,具有轻量化、泛化能力强和易改进等核心优势[25]。本研究针对种蛋高光谱数据特点,基于 ResNet－18 网络架构进行改进,优化后的分类模型结构如图 5 所示。

(1)输入层:接收 300 像素×200 像素的标准化光谱图像(15 个 PCA 主成分),通过 7×7 卷积核(步长 4,输出通道数为 64)提取全局空间−光谱联合特征,配合批量归一化(BN)与 ReLU 激活函数加速模型收敛。

(2)残差模块:设计四阶段残差学习模块,ResBlock1(2 层 3×3 卷积,步长 1)保持特征图尺寸,ResBlock2(2 层 3×3 卷积,步长 2)实现下采样,通过 1×1 卷积调整通道维度,解决梯度消失问题。

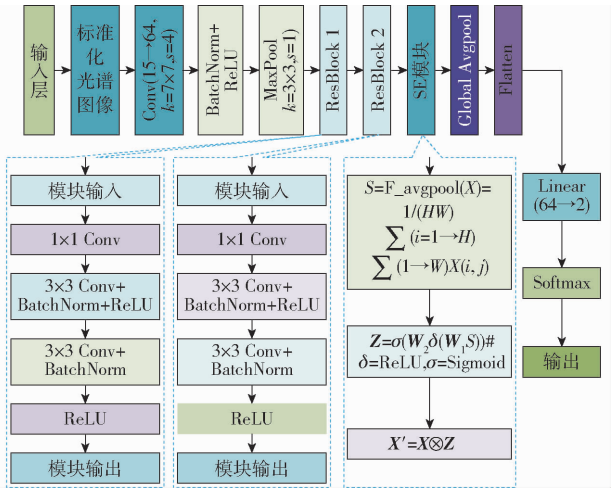

图 5　改进 ResNet－18 网络分类模型结构图

Fig. 5　Structural diagram of improved ResNet－18 network classification model

(3)注意力机制:在 ResBlock2 后引入通道注意力模块(SE 模块),其权重计算核心公式为

$$S = F_{avgpool}(\boldsymbol{X}) = \frac{1}{HW}\sum_{i=1}^{H}\sum_{j=1}^{W}\boldsymbol{X}(i,j) \tag{1}$$

$$Z = F_{fc}(S) = \sigma(\boldsymbol{W}_2\delta(\boldsymbol{W}_1 S)) \tag{2}$$

$$\boldsymbol{X}' = \boldsymbol{X}\otimes\boldsymbol{Z} \tag{3}$$

其中,式(1)为全局平均池化操作,对输入特征图 $\boldsymbol{X}$(维度 $C\times H\times W$)进行空间维度压缩;式(2)通过全连接层($\boldsymbol{W}_1$、$\boldsymbol{W}_2$ 为权重矩阵)和激活函数(δ 为 ReLU,σ 为 Sigmoid)生成通道权重 $\boldsymbol{Z}$;式(3)为特征重标定,“⊗”表示逐通道相乘,通过将权重 $\boldsymbol{Z}$ 与原始特征图 $\boldsymbol{X}$ 按通道维度逐一加权,以强化关键光谱波段的特征响应。SE 模块与残差模块协同工作机制为:残差模块保障深层特征的有效传递,SE 模块自适应强化性别相关通道特征,抑制无关噪声通道,提升特征判别性。

(4)通过全局平均池化、全连接层与 Sigmoid 激活函数生成通道权重,强化关键光谱波段的特征响应。

(5)分类层:采用全局平均池化替代全连接层,将特征压缩至 64 维,通过 Softmax 函数输出雌雄分类概率(二分类)。

1.5.2　时序融合模型设计

为充分挖掘多阶段时序特征,引入 LSTM 模块构建时序融合模型,如图 6 所示。

核心参数设置如下:隐藏层维度 64,dropout 系数 0.2,迭代次数与主模型一致(150 个 epoch),batch size 为 32,优化器为 Adam(学习率 0.001)。设计 3 种时序融合策略对比试验。①简单拼接:直

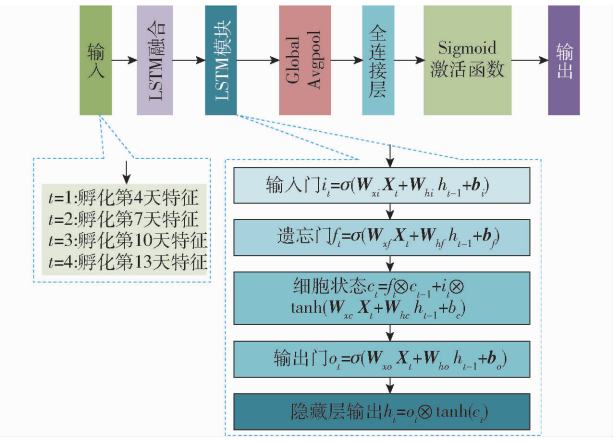

图 6 时序融合模型结构图

Fig. 6 Structural diagram of temporal fusion model

接将 4 个阶段特征向量拼接为一维向量。②注意力融合:通过注意力权重分配系数(基于特征重要性自适应生成)加权融合。③LSTM 融合:通过 LSTM 模块学习时序依赖关系,核心公式为

$$\begin{cases} i_t=\sigma(\boldsymbol{W}_{xi}\boldsymbol{X}_t+\boldsymbol{W}_{hi}h_{t-1}+\boldsymbol{b}_i)\\ f_t=\sigma(\boldsymbol{W}_{xf}X_t+\boldsymbol{W}_{hf}h_{t-1}+\boldsymbol{b}_f)\\ c_t=f_t\otimes c_{t-1}+i_t\otimes\tanh(\boldsymbol{W}_{xc}\boldsymbol{X}_t+\\ \quad \boldsymbol{W}_{hc}h_{t-1}+\boldsymbol{b}_c)\\ o_t=\sigma(\boldsymbol{W}_{xo}X_t+\boldsymbol{W}_{ho}h_{t-1}+\boldsymbol{b}_o)\\ h_t=o_t\otimes\tanh(c_t) \end{cases} \tag{4}$$

其中,$\boldsymbol{X}_t$为第 t 阶段特征向量(维度 64,$t=1$、2、3、4 对应 4、7、10、13 d);$\boldsymbol{W}_{xi}$、$\boldsymbol{W}_{hi}$为输入门权重矩阵(维度均为 64×64,分别对应特征向量与隐藏层状态的映射权重),$\boldsymbol{W}_{xf}$、$\boldsymbol{W}_{hf}$、$\boldsymbol{W}_{xc}$、$\boldsymbol{W}_{hc}$、$\boldsymbol{W}_{xo}$、$\boldsymbol{W}_{ho}$同理,均为 64×64 维度的权重矩阵;$\boldsymbol{b}_i$、$\boldsymbol{b}_f$、$\boldsymbol{b}_c$、$\boldsymbol{b}_o$为偏置项(维度均为 64×1),物理意义为调节各门控的激活阈值,使模型更灵活地学习不同孵化阶段特征的时序依赖关系;i_t、f_t、o_t分别为输入门、遗忘门、输出门,c_t为细胞状态,h_t为隐藏层输出。通过式(4),LSTM 模块可自适应捕捉胚胎发育过程中光谱特征的动态变化规律,实现多阶段特征的深度融合。

1.5.3 模型训练与评价

模型训练采用 Adam 优化器,初始学习率为 0.001,采用 StepLR 学习率衰减策略(每 50 个 epoch 衰减至原学习率的 1/10),batch size 设为 32,训练轮次 150 个 epoch,采用早停机制(patience 为 20),若验证集准确率连续 20 个 epoch 无提升则停止训练,避免模型过拟合。

试验样本按比例 7∶1.5∶1.5 随机划分为训练集(672 个样本)、验证集(145 个样本)、测试集(147 个样本),确保各数据集性别分布与总体一致。以测试集指标为最终评价依据,每组试验重复 3 次取平均值。选取准确率、精确率、召回率及 F1 分数作为模型评价指标,对孵化第 4、7、10、13 天的高光谱数据进行性别分类测试。

2 结果与分析

2.1 种蛋孵化特性及样本分布

试验选取 420 枚京粉 1 号健康受精种鸡蛋开展孵化试验,经全程环境参数精准调控与动态监测,最终获得有效出壳雏鸡 241 只,出壳率达 57.4%(图 7)。死胚蛋集中分布于孵化第 4~7 天,推测与早期胚胎着床稳定性不足、发育适应性差异及环境应激响应相关[26]。性别比例统计显示,雄性雏鸡 124 只(占比 51.5%),雌性雏鸡 117 只(占比 48.5%),性别分布接近 1∶1的生物学平衡规律,与禽类自然繁殖特性一致,为后续高光谱性别鉴定模型构建提供了均衡且具有代表性的样本支撑。

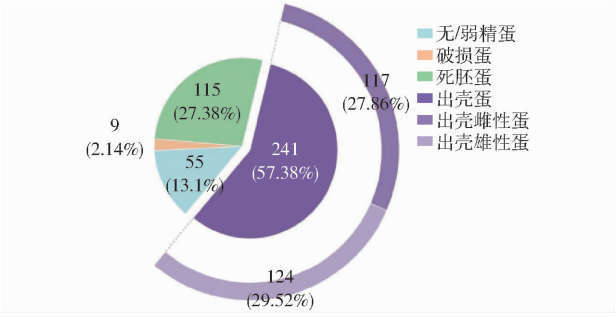

图 7 种蛋样本统计结果

Fig. 7 Statistical results of breeding egg samples

2.2 不同孵化阶段光谱特征差异

图 8 为孵化第 4、7、10、13 天种蛋中间部位 ROI 区域在 400~1 000 nm 波段的透射光谱曲线。结果表明,不同孵化阶段的光谱曲线存在显著差异性,且透射光谱值随孵化时间延长呈持续下降趋势。这一变化规律与胚胎发育进程密切相关:随着孵化推进,胚胎组织逐渐分化成熟,蛋体透明度降低,对透射光的吸收与散射作用增强,最终导致光谱响应值递减,证实蛋壳结构演化及内部物质转化是驱动光谱特征

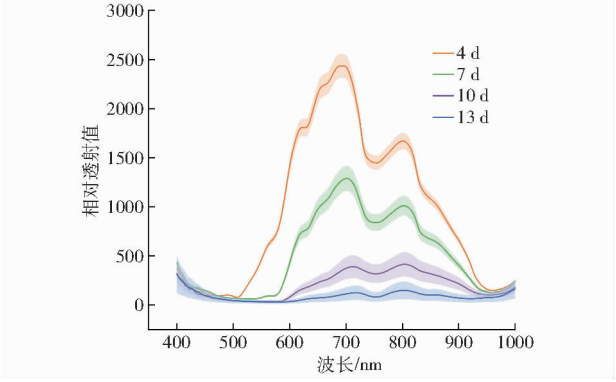

图 8 不同孵化天数种蛋中间部位透射光谱曲线

Fig. 8 Transmission spectral curves of middle part of breeding eggs at different incubation days

变化的核心因素[27]。

2.3　单时期模型性别鉴定性能

测试集验证结果显示，改进 ResNet－18 模型在不同孵化日龄的性别分类准确率呈现显著差异：孵化第 10 天鉴定效果最优，准确率达 82.99%；其次为第 7 天（81.33%）、第 13 天（80.71%）和第 4 天（78.42%），整体呈现“孵化中期高、初期与后期低”的分布规律，与胚胎性别分化的生物学特性高度契合[19]，验证了检测窗口选择的科学性。

基于混淆矩阵的误判特征分析如图 9 所示，不同孵化阶段的误判现象可结合胚胎发育机制与光谱响应规律进行深度阐释：孵化第 4 天雌性样本误判率高达 24.1%，从胚胎发育机制看，此阶段胚胎刚完成着床，性别特异性基因（如 DMRT1、FOXL2）尚未显著表达[19]，雌雄胚胎的核心生理差异仅体现为卵黄脂质代谢速率；从光谱响应机制分析，卵黄脂质代谢速率差异会导致蛋内有机物光散射系数变化，雌性胚胎 560 nm 绿色波长透射率较雄性低，而该波段为模型判别性别的核心特征之一，低透射率使雌性样本光谱特征与雄性样本重叠，最终引发误判。孵化第 7 天模型识别性能显著优化，雌性误判率降至 16.7%，雄性误判率为 18.9%，对两类样本的识别均衡性提升。该阶段胚胎血液循环系统初步建立，雌雄胚胎血红蛋白含量差异开始显现[27]，而血红蛋白在 660 nm 波长存在特征吸收谷，其吸收深度的性别差异为模型提供了关键判别依据；同时，胚胎生殖嵴开始向性腺方向分化，性别相关生理特征的光谱辨识度提升，因此模型误判率显著下降。孵化第 10 天模型达到最优识别状态，雌性与雄性误判率分别为 16.9% 和 16.8%。从发育机制而言，此阶段为胚胎性腺形态分化关键期，雌性卵巢髓质开始退化、皮质增殖，雄性睾丸曲细精管初步形成，雌雄性腺体积差异更大；对应光谱响应上，性腺组织对 720 nm 近红外波长的吸收差异更大，且此时蛋内空间未被胚胎过度占用，光谱信号信噪比达 32.6 dB，性别相关生理特征可通过光谱信号充分表征，因此模型判别精度最高。孵化第 13 天误判特征出现反转，雄性误判率升至 21.3%。该阶段胚胎体积较第 10 天增长，蛋内空间被大量占用，胚胎肢体与脏器对透射光的散射效应显著增强，导致 750～1 000 nm 波段光谱信噪比下降；同时，发育成熟的胚胎组织会遮挡性腺区域，使性别特异性光谱信号被背景噪声掩盖，雄性胚胎因性腺体积相对较小，其特征光谱更易被干扰，因此误判率显著上升。

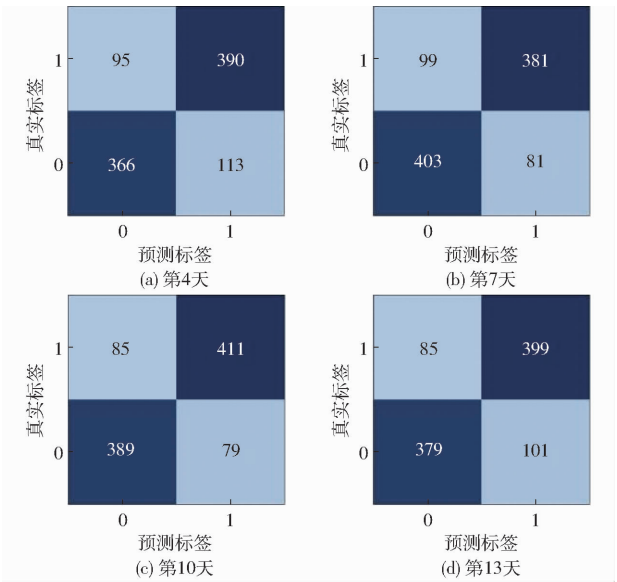

图 9　混淆矩阵

Fig. 9　Confusion matrix

2.4　不同模型性能对比验证

2.4.1　传统模型与改进模型对比

选取支持向量机（SVM）[28]、随机森林（RF）[29]、偏最小二乘判别分析（PLS－DA）[30]等 8 种经典模型，与改进 ResNet－18 模型进行性能对比，所有模型均采用经 PCA 降维（累计贡献率 95% 以上）的 15 个主成分作为输入特征，如图 10 所示。

结果表明：传统机器学习模型（SVM、RF、PLS－DA）第 10 天准确率集中于 71.8%～74.8%，F1 分数为 71.7%～74.8%，受限于手工特征提取对高光谱“波段-特征”非线性映射的捕捉能力；集成学习模型 XGBoost 通过梯度提升策略，将准确率提升至 78.9%，体现了集成学习对复杂特征的拟合优势；深度学习模型（CNN、MobileNetV2、VGG16、改进 ResNet－18）凭借端到端特征学习能力，准确率均突破 81%，其中改进 ResNet－18 表现最优，以 82.99% 的准确率和 83.0% 的 F1 分数位居第一，较标准 ResNet－18 提升 2.4 个百分点，验证了残差连接与 SE 注意力机制融合改进的有效性。

2.4.2　时序融合策略对比

3 种时序融合策略的性能对比结果如表 1 所示，LSTM 融合策略的准确率（85.2%）和 F1 分数（85.3%）均显著高于简单拼接（81.5%、81.7%）和注意力融合（83.1%、83.2%），且泛化能力更优（验证集与测试集准确率差距仅 1.2%）。原因在于 LSTM 模块能够有效捕捉胚胎发育过程中光谱特征的时序依赖关系，而简单拼接未考虑特征间的动态关联，注意力融合虽能分配权重但缺乏对时序规律的学习[31－32]。

2.4.3　轻量化模型对比

新增与同类型轻量化模型（EfficientNet－Lite[33]、ShuffleNetV2[34]）的对比，从参数量、推理速

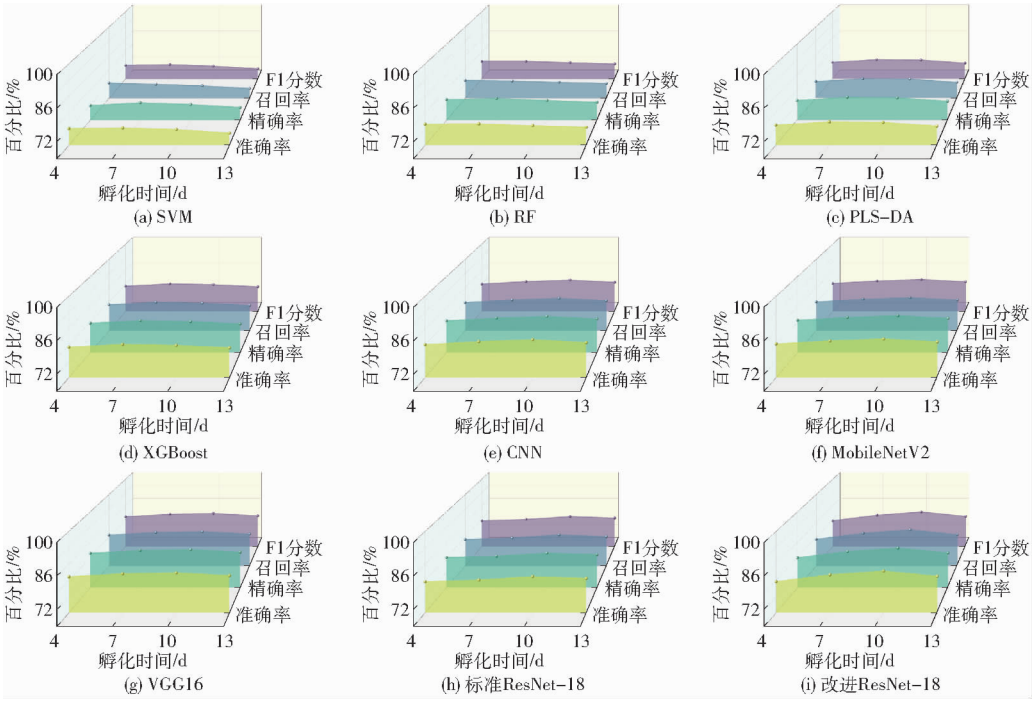

图 10 不同模型单时期种蛋性别判别的性能对比图

Fig. 10 Performance comparison charts of single-period breeding egg sex discrimination by different models

表 1 不同时序融合策略性能对比

Tab. 1 Performance comparison of different temporal fusion strategies %

融合策略	准确率	F1 分数	验证集准确率	泛化误差
简单拼接	81.5	81.7	82.3	0.8
注意力融合	83.1	83.2	83.9	0.8
LSTM 融合	85.2	85.3	86.4	1.2

度、准确率 3 个维度验证改进 ResNet－18 的综合优势(图 11)。结果显示,改进 ResNet－18 的准确率(85.2%)高于 EfficientNet－Lite(83.7%)和 ShuffleNetV2(82.1%),参数量(9.9×10^6)虽高于 ShuffleNetV2(7.8×10^6)但远低于 EfficientNet－Lite(1.26×10^7),推理时间(47 ms/样本)仅比 ShuffleNetV2 慢 5 ms,综合“精度-效率-轻量化”三维指标,改进 ResNet－18 更适配工业化低算力部署场景。

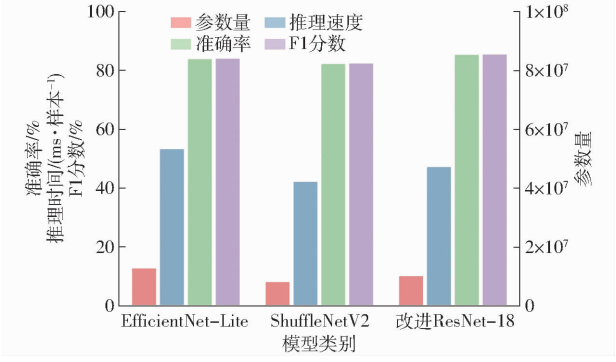

图 11 轻量化模型三维对比图

Fig. 11 3D comparison chart of lightweight models

2.5 模型训练过程稳定性分析

模型训练过程中,训练集与验证集的准确率及损失值动态变化如图 12 所示。

结果表明模型在 150 个训练周期后趋于稳定收敛,未出现明显过拟合现象;训练初期(1～30 epoch),学习率维持 0.001,训练损失值从初始 1.328 迅速降至 0.514,验证集准确率同步从 48.2% 提升至 76.6%,Adam 优化器的自适应动量特性有效促进了参数快速调整;15～25 epoch 出现短暂学习平台期(验证准确率 69.8%～74.9%),反映模型从初级特征向高级特征过渡的关键阶段;中

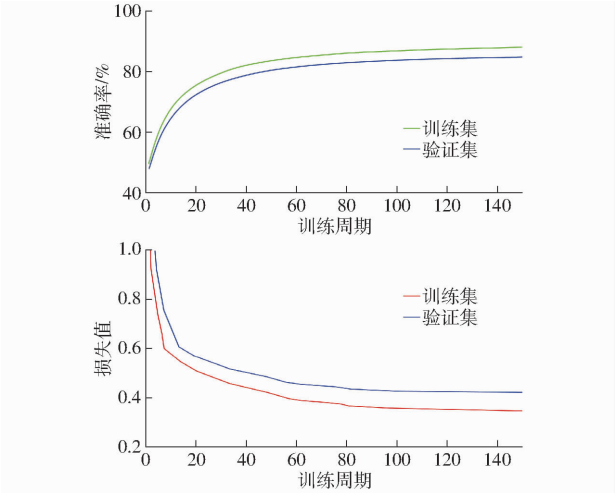

图 12 训练集、验证集准确率和损失值动态变化

Fig. 12 Dynamic changes of accuracy and loss rate in training set and validation set

期训练(30～100 epoch)实施 StepLR 学习率衰减策略(降至 0.0001),训练损失曲线斜率放缓,但验证准确率持续上升至 83.8%,60～80 epoch 期间训练损失仅下降 12.3%,而验证准确率提升 1.3 个百分点,表明模型正在学习更具判别性的特征表示;后期训练(100～150 epoch)各项指标趋于平稳,最终训练损失值稳定在 0.349,验证损失值为 0.423,两者比值为 1.21(远低于过拟合预警阈值 2.0);验证集准确率达 84.8%,与训练集准确率(88.1%)差距仅 3.3 个百分点,证实模型具有良好的泛化能力和训练稳定性。

3　讨论

改进 ResNet－18 模型具备轻量化特性,可直接部署于嵌入式工控机,无需依赖高算力服务器,适配孵化场现场检测的硬件环境;其输入为标准化的 300 像素×200 像素 ROI 光谱图像,可与孵化场现有照蛋、翻蛋设备的图像采集模块直接对接,无需额外搭建独立检测产线,大幅降低设备改造成本。但规模化孵化场景中,种蛋多以孵化盘为单位进行批次管理,缺乏单枚种蛋的身份标识与溯源链路,导致检测数据无法与个体胚胎发育状态绑定,限制了模型检测结果的实际应用价值。针对孵化场溯源瓶颈,本研究提出一种孵化盘批次化溯源方案,以孵化盘为基本溯源单元,为每个孵化盘分配唯一批次编号,同步记录批次内种蛋的入孵时间、数量、品种等群体信息。

4　结论

(1)本研究构建的改进 ResNet－18 模型结合时序融合策略,实现了孵期种蛋性别 85.2% 的无损检测准确率,为种蛋性别分选提供了技术支撑。核心结果的内在机制与技术创新可从以下方面展开分析:模型性能的提升源于对高光谱数据特征与胚胎发育规律的精准匹配。改进 ResNet－18 引入的通道注意力机制,有效强化了性别相关的关键光谱波段响应,解决了传统模型对微弱特征捕捉不足的问题;而时序融合策略充分利用了 4～13 d 胚胎发育的动态信息,弥补了单一时间点数据难以反映性别分化全过程的缺陷。第 10 天检测准确率达 83.0% 的结果,印证了胚胎性别分化关键期的光谱特征辨识度最高。

(2)与现有研究相比,本方法展现出更优的产业化适配性。相较于传统机器学习模型(如 SVM、RF)71.8%～78.9% 的准确率,改进模型通过端到端特征学习突破了手工特征提取的局限;与标准 ResNet－18 相比,参数量减少 15.4%、推理速度提升 14.5%,解决了 VGG16 等模型参数量过大、难以嵌入式部署的问题。双通道采集系统的设计,针对性解决了传统单通道系统“每分钟 10 枚”的效率瓶颈,更贴合中型孵化场日均 10 万枚的检测需求。提出的孵化盘批次化溯源方案,可有效破解模型工程适用性的核心限制,为技术落地提供了可行路径。

参　考　文　献

[1] DESHMUKH S S, KALPANA M. Insights into information perception in poultry farming systems[J]. Advances in Research, 2024,25(3):241－253.

[2] KRAUTWALD-JUNGHANNS M E, CRAMER K, FISCHER B, et al. Current approaches to avoid the culling of day-old male chicks in the layer industry, with special reference to spectroscopic methods[J]. Poultry Science, 2018, 97(3): 749－757.

[3] MOTTET A, TEMPIO G. Global poultry production: current state and future outlook and challenges[J]. World's Poultry Science Journal, 2017, 73(2): 245－256.

[4] GALLI R, PREUSSE G, SCHNABEL C, et al. Sexing of chicken eggs by fluorescence and Raman spectroscopy through the shell membrane[J]. PLoS One, 2018, 13(2): e0192554.

[5] GÖHLER D, FISCHER B, MEISSNER S. In-ovo sexing of 14-day-old chicken embryos by pattern analysis in hyperspectral images (VIS/NIR spectra): a non-destructive method for layer lines with gender-specific down feather color[J]. Poultry Science, 2017, 96(1): 1－4.

[6] 李庆旭,王巧华,马美湖,等. 基于可见/近红外光谱和深度学习的早期鸭胚雌雄信息无损检测[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41 (6): 1800－1805.
LI Qingxu, WANG Qiaohua, MA Meihu, et al. Non-destructive detection of gender information of early duck embryos based on visible/near-infrared spectroscopy and deep learning [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41 (6): 1800－1805. (in Chinese)

[7] 洪琪. 基于光谱技术的孵化早期鸡胚蛋性别无损鉴别研究[D]. 武汉:华中农业大学,2019.
HONG Qi. Non-destructive identification of gender of chicken embryo eggs at early hatching stage based on spectral technology [D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2019. (in Chinese)

[8] 潘磊庆,张伟,于敏莉,等. 基于高光谱图像的鸡种蛋孵化早期胚胎性别鉴定[J]. 农业工程学报,2016,32(1):181－186.
PAN Leiqing, ZHANG Wei, YU Minli, et al. Gender identification of early hatching chicken embryos based on hyperspectral

imaging[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(1): 181 – 186. (in Chinese)

[9] 祝志慧,洪琪,吴林峰,等. 基于紫外-可见透射光谱技术和极限学习机的早期鸡胚雌雄识别[J]. 光谱学与光谱分析,2019,39(9):2780 – 2787.
ZHU Zhihui, HONG Qi, WU Linfeng, et al. Gender identification of early chicken embryos based on UV – Vis transmission spectroscopy and extreme learning machine[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(9): 2780 – 2787. (in Chinese)

[10] 祝志慧,汤勇,洪琪,等. 基于种蛋图像血线特征和深度置信网络的早期鸡胚雌雄识别[J]. 农业工程学报,2018,34(6):197 – 203.
ZHU Zhihui, TANG Yong, HONG Qi, et al. Gender identification of early chicken embryos based on blood vessel features of egg images and deep belief network[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(6): 197 – 203. (in Chinese)

[11] AHMED W M, SPRIGLER A, EMMERT L J, et al. Non-destructive pre-incubation sex determination in chicken eggs using hyperspectral imaging and machine learning[J]. Food Control, 2025, 173: 111233.

[12] 刘成康,刘勇,王巧华,等. 种蛋受精与性别信息无损检测技术与装备研究进展[J]. 农业机械学报,2024,55(5):1 – 20.
LIU Chengkang, LIU Yong, WANG Qiaohua, et al. Research progress on non-destructive detection technology and equipment for fertilization and gender information of hatching eggs[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(5): 1 – 20. (in Chinese)

[13] JI C, SONG K, CHEN Z, et al. Nondestructive in-ovo sexing of Hy-Line Sonia eggs by EggFormer using hyperspectral imaging [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109298.

[14] 曹智,张志东,贾斌. 不同蛋形指数与鸡蛋性别关系的研究[J]. 上海畜牧兽医通讯,2018(5):16 – 17.
CAO Zhi, ZHANG Zhidong, JIA Bin. Study on the relationship between different egg shape indexes and egg gender[J]. Shanghai Journal of Animal Husbandry and Veterinary Medicine, 2018(5): 16 – 17. (in Chinese)

[15] XU S, LONG S, SU Z, et al. Egg characteristics assessment as an enabler for in-ovo sexing technology: a review[J]. Biosystem Enigeering, 2025, 249: 41 – 57.

[16] GUO X, JIANG Q, PIMENTEL D A, et al. Model and system robustness in distributed CNN inference at the edge[J]. Integration, 2025, 100: 102299.

[17] 拉加夫·维凯特森,李宝新. 卷积神经网络与视觉计算[M]. 北京:机械工业出版社,2017:200.

[18] NAN J, BIN L, JUN Z, et al. A review of key techniques for in ovo sexing of chicken eggs[J]. Agriculture, 2023, 13(3): 677.

[19] 刘海量,李艳,吕雪梅. 家鸡胚胎性别分化前后的基因表达比较分析[C]// 中国遗传学会. 中国遗传学会第八次代表大会暨学术讨论会论文摘要汇编(2004—2008). 中山大学生命科学学院,2008:316.

[20] 朱森荣,刘杰徽. 基于最小二乘法椭圆拟合的改进型快速算法[J]. 舰船电子工程,2022,42(1):33 – 35.
ZHU Senrong, LIU Jiehui. Improved fast algorithm based on least square ellipse fitting[J]. Ship Electronic Engineering, 2022, 42(1): 33 – 35. (in Chinese)

[21] 李亢,杨绍清. 基于 Savitzky – Golay 算法的图像平滑去噪[J]. 数据采集与处理,2010,25(增刊 1):72 – 74.
LI Kang, YANG Shaoqing. Image smoothing and denoising based on Savitzky – Golay algorithm[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2010, 25(Supp. 1): 72 – 74. (in Chinese)

[22] OLIVER T. PCA, arithmetic, and murmurations[J]. International Journal of Data Science in the Mathematical Sciences, 2024, 2(2): 89 – 97.

[23] 孙静涛. 基于光谱和图像信息融合的哈密瓜成熟度无损检测研究[D]. 石河子:石河子大学,2017.
SUN Jingtao. Non-destructive detection of maturity of Hami melon based on information fusion of spectroscopy and imaging [D]. Shihezi: Shihezi University, 2017. (in Chinese)

[24] 邢增杨,李金明,张细权,等. 利用分子技术开展鸡快慢羽自别雌雄研究进展[J]. 畜牧与兽医,2020,52(5):143 – 146.
XING Zengyang, LI Jinming, ZHANG Xiquan, et al. Research progress on sexing of chicken by fast and slow feathering using molecular technology[J]. Animal Husbandry & Veterinary Medicine, 2020, 52(5): 143 – 146. (in Chinese)

[25] 姜红花,杨祥海,丁睿柔,等. 基于改进 ResNet18 的苹果叶部病害多分类算法研究[J]. 农业机械学报,2023,54(4):295 – 303.
JIANG Honghua, YANG Xianghai, DING Ruirou, et al. Research on multi-classification algorithm for apple leaf diseases based on improved ResNet18[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(4): 295 – 303. (in Chinese)

[26] 邹秀容,潘磊庆,屠康,等. 鸡种蛋孵化品质无损检测的研究进展[J]. 食品工业科技,2010,31(2):342 – 344,347.
ZOU Xiurong, PAN Leiqing, TU Kang, et al. Research progress on non-destructive detection of hatching quality of chicken eggs[J]. Science and Technology of Food Industry, 2010, 31(2): 342 – 344,347. (in Chinese)

[27] RAHMAN A, SYDUZZAMAN M, KHALIDUZZAMAN A, et al. Non-destructive sex-specific monitoring of early embryonic growth rate in light brown broiler eggs using light transmission and its correlation with hatching time and chick weight[J]. British Poultry Science, 2021, 62(1): 147 – 155.

(下转第 426 页)

Transport Systems,2020,14(1):36 – 44.
[15] WANG X X,WU J,ZHANG C,et al. Multi-objective online driving strategy optimization for energy storage tram considering battery life[J]. Journal of Energy Storage,2024,100:113498.
[16] YE Z Q,LI K L,STAPELBROEK M,et al. Variable step-size discrete dynamic programming for vehicle speed trajectory optimization[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2019,20(2):476 – 484.
[17] 石荣玲,赵继云,孙辉. 液压混合动力轮式装载机节能影响因素分析与优化[J]. 农业机械学报,2011,42(3):31 – 35.
SHI Rongling, ZHAO Jiyun, SUN Hui. Energy-saving potential and influencing factors for hydraulic hybrid wheel loader[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2011,42(3):31 – 35. (in Chinese)
[18] 邹乃威,魏建伟,段传栋,等. 装载机混合动力系统电力变矩控制策略[J]. 机械工程学报,2023,59(24):251 – 261.
ZOU Naiwei,WEI Jianwei,DUAN Chuandong,et al. Wheel loader hybrid system electric torque converting control strategy[J]. Journal of Mechanical Engineering,2023,59(24):251 – 261. (in Chinese)
[19] POURMOVAHED A,BEACHLEY N H,FRONCZAK F J. Modeling of a hydraulic energy regeneration system: Part Ⅰ. analytical treatment[J]. Journal of Dynamic Systems Measurement and Control,1992,114(1):155 – 159.
[20] NAUMANN M,SCHIMPE M,KEIL P,et al. Analysis and modeling of calendar aging of a commercial $LiFePO_4$/graphite cell [J]. Journal of Energy Storage,2018,17:153 – 169.
[21] NAUMANN M,SPINGLER F B,JOSSEN A. Analysis and modeling of cycle aging of a commercial $LiFePO_4$/graphite cell[J]. Journal of Power Sources,2020,451:227666.
[22] BERTSEKAS D. Dynamic programming and optimal control:volume I[M]. Athena Scientific,2012.
[23] ELBERT P,EBBESEN S,GUZZELLA L. Implementation of dynamic programming for n-dimensional optimal control problems with final state constraints[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology,2013,21(3):924 – 931.
[24] MIRETTI F, MISUL D, SPESSA E. Dynaprog: deterministic dynamic programming solver for finite horizon multi-stage decision problems[J]. SoftwareX,2021,14:100690.

(上接第 394 页)

[28] 丁世飞,齐丙娟,谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. 电子科技大学学报,2011,40(1):2 – 10.
DING Shifei, QI Bingjuan, TAN Hongyan. Review on support vector machine theory and algorithm[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2011, 40(1): 2 – 10. (in Chinese)
[29] 方匡南,吴见彬,朱建平,等. 随机森林方法研究综述[J]. 统计与信息论坛,2011,26(3):32 – 38.
FANG Kuangnan, WU Jianbin, ZHU Jianping, et al. Review on random forest method[J]. Statistics & Information Forum, 2011, 26(3): 32 – 38. (in Chinese)
[30] 郝勇,孙旭东,高荣杰,等. 基于可见/近红外光谱与 SIMCA 和 PLS – DA 的脐橙品种识别[J]. 农业工程学报,2010,26(12):373 – 377.
HAO Yong, SUN Xudong, GAO Rongjie, et al. Navel orange variety identification based on visible/near-infrared spectroscopy with SIMCA and PLS – DA[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(12): 373 – 377. (in Chinese)
[31] 王鑫,吴际,刘超,等. 基于 LSTM 循环神经网络的故障时间序列预测[J]. 北京航空航天大学学报,2018,44(4):772 – 784.
WANG Xin, WU Ji, LIU Chao, et al. Fault time series prediction based on LSTM recurrent neural network[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2018, 44(4): 772 – 784. (in Chinese)
[32] 汪生,张树森,杨健,等. 基于 GCN 与 LSTM 的多频段复杂频谱动态预测[J]. 太赫兹科学与电子信息学报,2025,23(10):1045 – 1050,1059.
WANG Sheng, ZHANG Shusen, YANG Jian, et al. Dynamic prediction of multi-band complex spectrum based on GCN and LSTM[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2025, 23(10): 1045 – 1050, 1059. (in Chinese)
[33] HE H, LUO H. An improved lightweight method based on EfficientNet for birdsong recognition[J]. Scientific Reports,2025,15(1):23727.
[34] JIANLOU L,XUAN X,GUANG H, et al. CSASNet—a crop leaf disease identification method based on improved ShuffleNetV2 [J]. Automatic Control and Computer Sciences,2024,58(4):408 – 419.