DOI: 10.12398/j.issn.2096-7217.2026.02.018

基于树形机器学习模型的笼养肉鸭体重预测研究

王鹏军[1,4], 陈永生[1,2,4*], 陈雷[3], 吴爱兵[1,2,4], 史志中[3], 陈明江[1,4]

(1. 农业农村部南京农业机械化研究所,江苏南京,210014; 2. 中国农业科学院西部农业研究中心,新疆昌吉,831100; 3. 江苏省农业机械技术推广站,江苏南京,211000; 4. 农业农村部现代农业装备重点实验室,江苏南京,210014)

摘要:针对笼养肉鸭养殖巡检过程中鸭只体重监测困难且效率低下等问题,研究提出一种基于树形机器学习算法的精准体重预测方法,意在提升规模化肉鸭养殖复杂场景下体重预测的稳定性与准确性。本研究基于人工采集肉鸭单侧体尺数据及日龄信息,应用极端梯度提升树模型预测肉鸭体重,以沭阳鑫丰未来牧场肉鸭体重进行预测,模型采用体尺特征与日龄相结合的预测因子进行开发,探讨不同体尺特征及日龄对体重预测的影响。结果表明,肉鸭在1~13日龄,由于体尺较小,数据不易采集,且此阶段体重增长不快,可不作为体重预测的关键指标。14~35日龄肉鸭体重存在快速增长的过程,此阶段为肉鸭养殖周期内的关键时期,日龄和单侧体尺参数在此期间对体重预测具有十分重要的作用。极端梯度提升树能够有效预测肉鸭体重,其中模型结果R^2最优为0.95,均方误差最小为0.563 kg^2,平均绝对误差最小为0.044 kg。此外,通过评估肉鸭单侧体尺数据重要性,得出体斜长作为肉鸭发育的主要参数,仅次于日龄参数占比20.7%,在体尺数据中对模型贡献最大,而胫长仅占4.8%,贡献最小。本研究不仅加深了机器学习在肉鸭体重预测中的应用理解,为无接触式肉鸭体重分析情况下选择和管理提供了一种有价值的方法,也为提高模型的准确性及推动笼养肉鸭智能化养殖发展提供了技术支撑,还为巡检机器人肉鸭体重监测的实际应用提供了有效技术方案。

关键词:机器学习;笼养肉鸭;体重预测;极端梯度提升树;日龄;体尺

中图分类号:S24;S818.9 **文献标识码**:A **文章编号**:2096-7217(2026)02-0193-08

王鹏军, 陈永生, 陈雷, 吴爱兵, 史志中, 陈明江. 基于树形机器学习模型的笼养肉鸭体重预测研究[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2026, 7(2): 193-200

Wang Pengjun, Chen Yongsheng, Chen Lei, Wu Aibing, Shi Zhizhong, Chen Mingjiang. Research on body weight prediction of cage-raised meat ducks based on a tree-based machine learning model [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2026, 7(2): 193-200

0 引言

我国肉鸭养殖是仅次于生猪和肉鸡养殖的第三大肉类产业,年出栏量约36亿只,在禽肉经济中占有很重要的地位[1]。肉鸭体重变化情况是评估养殖过程优劣的重要指标[2],直接关系到养殖结果是否成功以及最终收益。因此,快速准确地监测肉鸭体重对于国家禽肉管理策略的制定,大食物观的践行以及应对潜在禽肉短缺有着十分重要的意义。

笼养肉鸭养殖过程中管理者通常采用人工抓取称重的方式采集并统计肉鸭体重,该方法不仅耗费大量人工,还易造成被抓鸭只应激反应,使其出现食量减少等不利于肉鸭生长的情况。随着我国养殖业智能化的快速推进,笼养肉鸭养殖过程巡检正在从传统人工巡检向机器人巡检转变[3-6]。巡检机器人的体尺监测技术作为体重估测的核心指标,因其能反映体重变化状况而被广泛应用于畜禽体重估测中[7-9]。

机器学习为无接触式笼养肉鸭体重预测提供了一种可行的解决方案[10],在没有严格参数假设的情况下对复杂的非线性关系进行建模。同时机器学习作为笼养肉鸭巡检过程中预测分析的有效工具,逐渐受到关注,特别是在家禽规模化生产领域[11]。王琳等[12]采用深度图像和BP神经网络建立了肉鸡体质量估测模型。郭蓓佳等[13]通过图像处理对蛋鸡体重进行估测。Flores等[14]通过机器学习技术,实现了家禽体重和胴体特征的分析。Bila等[15-16]在不同鸡种中,通过与多元

收稿日期:2026-03-10 修回日期:2026-04-15

基金项目:江苏省重点研发计划(BE2022318);国家重点研发计划(2023YFD1701602);中国农业科学院科技创新工程

第一作者:王鹏军,男,1986年生,河北唐县人,硕士研究生,助理研究员;研究方向为畜禽智能养殖装备与技术。E-mail: wangpengjun@caas.cn

*通信作者:陈永生,男,1964年生,江苏泰兴人,研究员;研究方向为设施农业智能化装备。E-mail: cys003@163.com

自适应回归样条相比,实验验证了分类与回归树能更准确地根据线性体测量值预测体重。此外,Chang等[17]在利用年龄、饮食和环境输入预测鸡体重方面,采用额外树实现了更优的效果。目前,对蛋鸡和肉鸡的体重估测研究较多,但是,通过机器学习方式在仅有胸深、龙骨长、体斜长、胫长情况下有效估测笼养肉鸭体重却鲜有研究。

针对上述问题,本研究旨在通过巡检过程取得的肉鸭体斜长、胫长、龙骨长、胸深4个单侧数据进行体重预测,以江苏沭阳鑫丰未来牧场为例,进一步解析不同特征集对树形机器学习算法的影响。通过该方法的应用,为提高笼养肉鸭体重预测的准确性提供技术支撑,并为养殖业可持续发展政策制定提供数据支持。

1 材料与方法

1.1 试验基地情况

试验地沭阳益客食品有限公司鑫丰生态养殖基地位于沭阳县汤涧镇双窑村,地处东经119.033°,北纬34.164°。拥有鸭舍11栋,樱桃谷肉鸭常年存栏量为35.6万只,存栏时间约40 d/批次,7批次/年,饲养35 d体重达3 kg以上时出栏,鸭舍空栏时间约10 d,年养殖总量约为249万只。

1.2 肉鸭侧身体尺数据采集

本研究采用笼养肉鸭侧身体尺数据进行记录分析,该数据适用于仅有侧面图像情况下肉鸭体尺测量,体斜长、胫长、龙骨长、胸深4个参数测量方法如图1所示。其中,体斜长指肉鸭锁骨前上关节至坐骨结节间的距离,胫长指跖骨上关节至第三四趾之间的垂直距离,龙骨长指龙骨前端到后端的距离,胸深指第一枚胸椎至龙骨前下端的距离。



图1 肉鸭体尺测量方法

Figure 1 Method for measuring body size of meat ducks

1. 体斜长 2. 胫长 3. 龙骨长 4. 胸深

本研究采用沭阳鑫丰未来牧场35 d肉鸭养殖数据,数据采集工作严格按照畜牧兽医操作规范进行,结合笼养肉鸭巡检机器人图像采集情况,只取肉鸭侧视数据,通过专业的测量工具获取体斜长、胫长、龙骨长、胸深数据,并采用电子秤准确称量体重,所有的测量都由同一个技术人员来完成,以减少人为误差。按1~35日龄,采用确定笼位并为肉鸭编号的方式,每日人工采集10只肉鸭左右两侧数据,即每日数据样本为20。采用留出法中经典的分层随机抽样法划分数据集,将日龄作为关键特征,数据集按每日龄划分训练集70%、验证集15%、测试集15%。

1.3 研究方法

本研究基于树形机器学习方法的极端梯度提升树模型,相较于梯度提升树可通过并行构建,而非顺序构建决策树。首先遵循按层生长策略,采用扫描梯度值方法并使用,最后评估训练集中每个可分割点的分割质量。极端梯度提升模型通过以低学习率进行多轮提升来消除偏差和方差,通过更多数据喂入减少偏差和方差。本研究中根据输入的肉鸭日龄以及体斜长、胫长、龙骨长、胸深双侧数据构建决策树。

极端梯度提升是一种集成学习方法,它通过顺序地结合多个决策树来提升整体的预测性能。该方法的核心思想是根据前一轮迭代中的错误结果来调整模型权重,逐步减少预测误差,从而提高模型的准确率。每一轮中,当前的决策树是通过拟合前一轮模型损失函数的负梯度来构建的。如图2所示,每个决策树都在拟合上一个模型的残差。

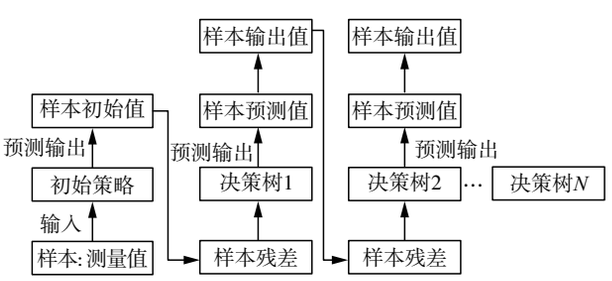


图2 极端梯度提升树模型框架

Figure 2 Extreme gradient boosting tree model framework

极端梯度提升树预测具有较好的预测性能,它充分利用了多棵树的集成效果,对各类回归和分类任务都能获得较高的预测精度。并且支持使用二阶梯度(以及正则化)对损失做更精确的近似,通常能比纯一阶的梯度提升树更快收敛、更稳健。

在实际应用中极端梯度提升树采用并行计算的优化方法,使得在大规模数据集上的训练速度非常快,对内存使用也有较好的优化。在每棵树的叶子结点数量以及输出大小上,都有显式正则项,可在深度搜索中有效防止过拟合。在处理缺失值方面,极端梯度提升树在建树时,会自动学习“缺失值”应该分到左子树还是右子树,从而在分裂中对缺失数据进行最优路径处理。

相比需要手动插值或标记缺失值的算法，更加省心，效果也好。

为验证极端梯度提升树模型具有较好的预测性能，本研究加入随机森林[18]以及梯度提升[19]两种经典机器学习方法进行肉鸭体重预测，比较3种模型的预测性能。

1.4　模型评估

本研究采用决定系数（R^2）、均方误差（MSE）以及平均绝对误差（MAE）作为评估指标，如式（1）—式（3）。

$$R^2=1-\frac{\sum\left(y_i-\hat{y}_i\right)^2}{\sum\left(y_i-\overline{y_i}\right)^2} \tag{1}$$

$$MSE=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\overline{y_i}\right)^2 \tag{2}$$

$$MAE=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|y_i-\hat{y}_i\right| \tag{3}$$

式中：y_i——第i个数据的实际值；

$\hat{y}_i$——第i个数据侧预测值；

$\overline{y_i}$——全部数据的平均值；

n——样本总量。

R^2主要反映模型预测结果与实际测量值之间的相关性，对数据发生的变化进行解释，是衡量模型最终效果的重要指标。MSE将预测误差直接量化，主要用于衡量模型的准确度。MAE是用来衡量估重偏差大小的一个重要指标，通过把所有误差的绝对值加起来求平均，可有效避免正负误差相互抵消，从而反映误差的平均水平。

1.5　预测因子重要性评估

预测因子重要性评价是剖析机器学习模型黑箱机制、改进特征挑选的重要环节，主要是各个输入变量对目标变量预测造成的影响程度进行量化的指标。树形模型中特征重要性一般用特征在决策节点分裂时所造成的不纯度减少量或者分裂增益来衡量。对于回归树模型，常用的评估指标是不纯度或均方误差的减少量，其重要性得分公式可表示为特征j在所有树节点中分裂增益的累加和，由式2表示：

$$I_j=\sum\nolimits_{t\in T}\Delta I\left(s_j,t\right) \tag{4}$$

式中：I_j——不纯度；

$\Delta I\left(s_j,t\right)$——特征$j$在节点$t$处分裂所带来的不纯度下降值；

T——所有树的节点集合。

对得分进行归一化处理之后，可以直观地看出各个预测因子的权重占比，进而找出决定肉鸭体重的主要因素[18]。

1.6　试验方案

在本研究中，构建一个综合数据集，采用日龄、体斜长、胫长、龙骨长、胸深数据，将可通过巡检机器人采集侧视图分析得到的体尺数据作为样本，为体重预测提供输入特征，并添加日龄作为输入特征，利用日龄特征作为输入变量，结合养殖人员采集的体重数据作为响应变量，应用极端梯度提升树模型进行模拟。

模型优化过程采用树形结构控制，设定最大树深和最小树宽，防止模型过拟合和欠拟合。通过随机采样方式，降低方差，提升泛化能力，确保目标与问题相匹配。首先作缺失值处理，剔除低重要性特征，再进行参数调整。模型训练时通过用验证集监控。当出现过拟合时，增加正则项，减小树深度，增加采样量；欠拟合则降低正则项，增加树深，提高学习率。最终模型保存最优轮次，避免人工固定迭代数。

通过数据验证的模型被用在不同日龄笼养肉鸭特征数据中，可以使体重估计更精确。该方法不仅使得模型更具有操作性，也为未来其他品种笼养肉鸭体重估计提供可行性方案，展示了极端梯度提升在肉鸭体重预测中的极大潜力。

2　结果分析

2.1　模型结果分析

极端梯度提升树模型预测肉鸭体重与实际测量值比较的决定系数、均方误差以及平均绝对误差见图3。

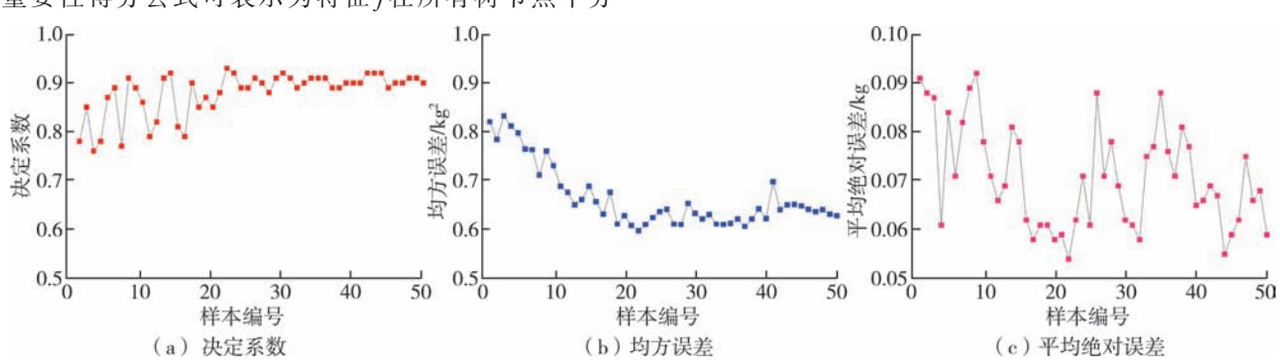


图3　极端梯度提升树模型预测肉鸭体重与实际测量值比较

Figure 3　Comparison of predicted meat duck body weight using the extreme gradient boosting tree model with actual measured values

采用早停即设定树深和树宽方式对极端梯度提升树模型参数进行优化,防止过拟合。为了确保最终结果的可靠性和准确性,模型采用50个样本,选取14日龄至35日龄,即每天2个样本,共44个样本,另外6个样本,随机从剩余样本中选取,该方法还可降低方差,提升泛化能力。极端梯度提升树模型在第22次运行时达到最优性能,均方误差最低,决定系数最高。模型超参数与最优值见表1。

表1 模型超参数与最优值

Table 1 Model hyperparameters and optimal values

超参数	取值范围	最优值
learning_rate	0.01~0.3	0.05
max_depth	3~10	5
subsample	0.6~1.0	0.7
gamma	0~0.5	0.1
min_child_weight	1~10	4

通过随机森林以及梯度提升树两种经典机器学习方法进行肉鸭体重预测所得决定系数、均方误差以及平均绝对误差最优值比较见表2。

表2 3种树形机器学习模型结果评估最优值比较

Table 2 Comparison of optimal values in the evaluation of results from three tree-based machine learning models

模型类型	决定系数	均方误差/kg^2	平均绝对误差/kg
随机森林	0.81	0.705	0.076
梯度提升树	0.86	0.677	0.071
极端梯度提升树	0.93	0.598	0.054

由表2可见,经过优化的极端梯度提升树相较随机森林以及梯度提升树两种树形机器学习模型在决定系数、均方误差以及平均绝对误差方面都有最佳的表现,符合本研究预期。

2.2 预测因子分析

对极端梯度提升树模型在预测因子集上的表现做进一步的分析,可以得出在体尺测量中,体斜长在体重预测场景下被当作主要的预测因子,日龄作为最重要的特征值结合体斜长,对体重预测重要性占到64.2%,分析结果如图4所示。

在极端梯度提升树模型中,形态特征中的体斜长在模型中所占的权重是第一位的,比胸深、龙骨长等其他体尺指标要高得多。从统计学角度证明了体斜长是肉鸭骨架发育的直观反映,与机体整体生长量密切相关,是评价肉鸭体况最稳定、最具有代表性的形态学指标。胸深、龙骨长属于次级重要因子,同样占有较大比重,体现出胸肌发育对于体重的直接影响,这与肉鸭产肉性能主要分布在躯干部位的生物学特性相契合。但是胫长的权重比较小,说明局部肢体特征对于整体体重的解释力比较弱[20]。

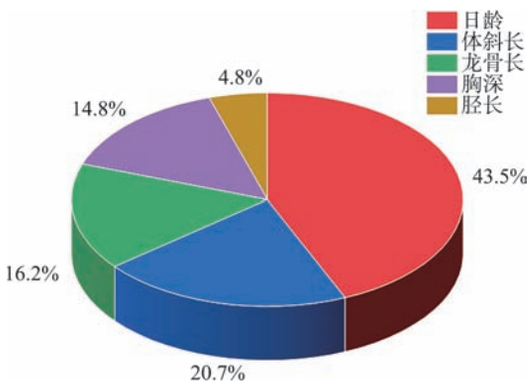


图4 预测因子重要性评估结果

Figure 4 Evaluation results of predictor importance

在极端梯度提升算法中,龙骨长是仅次于体斜长的预测因子。主要原因是在正则化系数过程当中,龙骨长可更好地对正则化产生影响,这与数学计算预期相符,因为它与胸宽和鸭体框架大小密切相关,可以有效的体重估计替代指标的实用性。

这些特定于模型的因子重要性模式与评估变量的重要性有关。结果与特定模型相关联,并报告每个预测变量对模型预测准确性的相对贡献,换言之,特定指标是依赖于模型的。在使用极端梯度提升树模型时,除了胸深,龙骨长也可作为替代的日龄预测因子。对于适用于现场的选择工具而言,这一发现表明,虽然胸深是生物量的一个有用单一指标,但特征集建议采用多因子方法。

当分析扩展到包含日龄的因子集时,特征重要性分布就出现了新的规律。日龄属于时间维度的生长特性,在模型中它的权重最大,是相较体斜长更加重要的预测变量。这就说明肉鸭体重的增长不单是由当下的体型大小决定的,而且是由生长发育阶段这个生物学规律所强力推动的,体现了时间累积效应对生长性能起决定性的作用。虽然日龄的加入使其他形态特征的相对顺序发生了变化,但是体斜长仍然牢固地保持着它的核心地位,没有被取代。该系统评价结果给实际生产给予明确指引,在开展笼养肉鸭体重监测的时候,应当把体斜长测量当作首要工作,并联系日龄信息,这样可以更加高效、准确地掌握肉鸭的生长状况,对精准营养调节以及群体健康管控有着十分重要的实际应用意义。

2.3 多因子集下的模型预测性能分析

在比较预测因子集对模型性能的影响时发现,融合了日龄信息的形态特征以及日龄因子集的预测效果

R^2达到0.93，十分接近真实值。日龄是反映肉鸭生长发育阶段的重要时间维度特征，可以很好地修正同一体型在不同生长阶段所对应体重的差异，因为肉鸭在不同的日龄生长速度不一样。当模型只用体尺数据来预测的时候，很难区分出体型相近但是生长日龄不同的个体，进而造成较大的预测误差。加入日龄特征之后，模型可以利用时间因素来更准确地拟合肉鸭的生长曲线，大大减小了预测误差。从总体上看，用极端梯度提升树模型，在形态特征和日龄因子的数据集上取得了很好的预测效果以及稳定性。该结果不仅证明了优化算法和多维特征结合是有效的，而且为实际生产中用机器学习技术进行肉鸭体重精准监测提供科学依据，有利于养殖户及时调整饲喂策略，达到精细化管理的目的[21]。另外，基于视频特征分析并结合机器学习实现家禽体重自动化精准估测的方法也为肉鸭体重预测提供了思路[22-23]。

对于极端梯度提升树模型而言，纳入多的预测因子能够提高测试集的性能，其准确率与仅使用形态测量特征的模型相当，尤其是对于集成方法。这一结果表明，基于极端梯度提升树的机器学习算法能够有效处理连续数据和混合数据类型，同时捕捉生物数据集中的非线性关系。然而，仍有相当一部分权重变化无法解释，这表明存在本研究未捕捉到的因素影响，如性别、营养或遗传因素。

模型中胫长所占权重较小，但是由于它是肉鸭体尺数据的重要体现，虽对体重预测影响不大，但是对肉鸭发育等情况判断贡献很大。结合预测因子分析，将胫长剔除，再次进行模型训练，极端梯度提升树模型在第17次运行时达到最优性能，均方误差最低，决定系数最高，决定系数R^2达到0.95，均方误差为0.563 kg^2以及平均绝对误差达0.044 kg。相较原模型数据，决定系数提高了0.02，均方误差减少了0.035 kg^2，平均绝对误差减少了0.011 kg。

2.4　笼养肉鸭育肥期生长监测图

在利用相机采集笼养肉鸭侧视体尺数据前，需要根据巡检机器人拍摄角度等因素，规划拍照位置和确定合适的测量方式，两个侧面数据均需采集。由于肉鸭是活物，养殖过程中会在笼中随意走动，且肉鸭两面不存在绝对对称，因此，一只鸭子需要采集左右两边体斜长、胫长、龙骨长、胸深数据，这样获取的体尺参数更具有参考性。虽然双侧数据会出现参数数据不同，但是体重相同的情况，然而不同日龄造成的体重差异占比接近50%，结合人工测量数据分析，日龄相同情况下，双侧体尺数据相差不明显，因此当巡检机器人只获得单侧体尺数据时，结合日龄情况也可较为准确预测肉鸭体重。

肉鸭在14日龄，体重处于730 g，正羽基本覆盖全身，完成了从绒毛到正羽的过渡。饲料也从肉小鸭料向肉中鸭料过渡，后期体重会处于快速增长期。肉鸭在17日龄的生长情况，肉鸭体重处于990 g。此阶段鸭群采食量迅速增加，需保证饲料营养均衡，特别是蛋白质和能量的供应，以支持快速增重。肉鸭在21日龄的生长情况，肉鸭体重处于1 350 g。但日龄体重如果偏差较大，需检查前期采食量或健康状况，防止后期增重受限。肉鸭在28日龄时体重处于2 100 g，此时肉鸭正经历骨架快速发育以及第二次换羽，对体重预测有很大的影响。肉鸭在35日龄的生长情况：肉鸭体重处于2 800 g，此时肉鸭正羽进入快速生长期，翅部主羽在35日龄时仅完成70%～80%的发育。

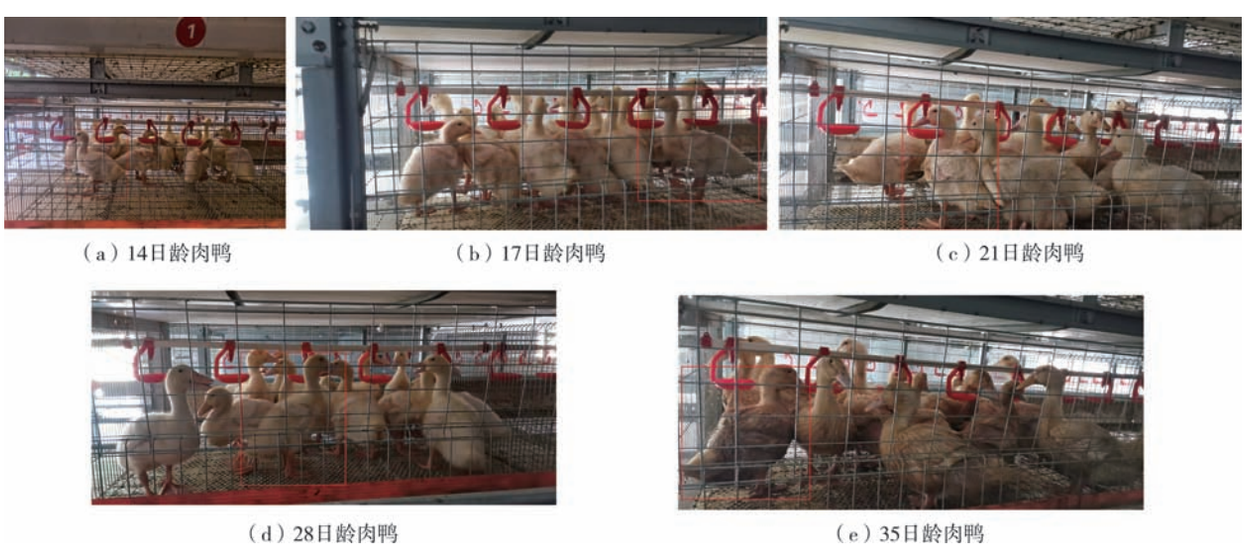


图5　肉鸭在14~35日龄生长情况

Figure 5　Growth status of meat ducks at 14-35 days of age

2.5 体重分析结果

通过人工测量方法结合日龄变化对笼养肉鸭体重预测进行深入分析,如图6所示。

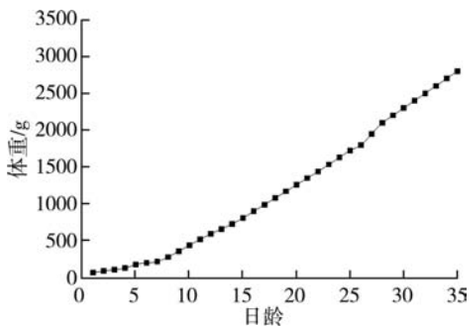


图6 笼养肉鸭养殖周期体重变化情况

Figure 6 Weight changes during the breeding cycle of cage-raised meat ducks

笼养肉鸭体重数据通过点线图可视化呈现,其生长初期增重较慢,14日龄后体重快速增长,实测数据更有效地为预测数据提供依据。如果预测数据相较实测数据偏小,我们可以认为肉鸭生病了,或饲喂量不够。若预测数据相较实测数据偏大,我们需判断饲喂量有无增长,结合肉鸭体征情况,适时增减饲料。该图也说明了1~13日龄肉鸭体重变化范围有限,可不作为肉鸭体重预测的样本。

3 讨论

本研究选取笼养肉鸭全周期进行研究分析。肉鸭养殖前期即1~13 d,由于肉鸭体型较小,对肉鸭的体斜长、胫长、龙骨长、胸深测量数据难以获得,且该日龄段肉鸭体重增长较缓,可不进行肉鸭体重预测。在肉鸭生长的中后期(14~35 d),肉鸭已完成换毛等一系列生理变化,体重增长稳定,该阶段体重预测效果较好。

研究基于肉鸭生长中后期估测体重,结果表明,日龄、体斜长、胫长、龙骨长、胸深均对体重预测起到作用,但是胫长作为肉鸭体重占比很小的部分,对体重预测起不到关键作用,当机器监测肉鸭侧面体尺数据情况下,可忽略此参数,以减少预测工作量,提高预测效率。采用极端梯度提升树模型,结合主要参数日龄、体斜长、龙骨长、胸深数据,可提高肉鸭体重预测精度。

4 结论

本研究以极端梯度提升树模型为基础,建立笼养肉鸭体重预测模型,对数据特征进行深入挖掘,并且进行优化组合数据集,证明了该方法在精准养殖中的可行性。研究结果表明,用极端梯度提升树模型可以更好地处理肉鸭生长过程中出现的非线性关系,提高体重预测的准确性,极端梯度提升模型创新使用了剔除胫长的体尺特征与日龄特征集组合方法时取得了最高的预测准确率,测试数据集 R^2=0.95,均方误差=0.563 kg^2,平均绝对误差=0.044 kg。

除此之外,本文所采用的机器学习技术路线得出肉鸭体斜长作为肉鸭发育的主要参数,在体尺数据中对模型贡献最大,而胫长贡献最小,也为进一步改进肉鸭体重预测样本参数提供数据支撑。该体重预测系统使用后,有利于养殖企业创建完备的笼养肉鸭生长档案,准确掌握出栏时间,从而改善供应链管理,削减养殖成本并提升经济效益。因此,以极端梯度提升树模型为基础的笼养肉鸭体重预测研究,在理论上充实了畜禽生长建模的方法体系,在实践中推进了养殖技术的智能化升级,对促进现代畜牧业的可持续发展有着十分重要的现实意义。

未来还可增加性别、营养、遗传因素作为特征值导入至模型中,丰富模型的数据类型,更好地为养殖户增收以及政府科学管理提供数据支撑。

参 考 文 献

[1] 侯水生, 刘灵芝. 2025年水禽产业与技术发展报告[J]. 中国畜牧杂志, 2026, 62(3): 352-357.

[2] 谢秋菊, 周红, 包军, 等. 基于机器视觉的畜禽体质量评估研究进展[J]. 农业机械学报, 2022, 53(10): 1-15.
Xie Qiuju, Zhou Hong, Bao Jun, et al. Review on machine vision-based weight assessment for livestock and poultry [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(10): 1-15.

[3] 仇振升, 吕胤春. 基于ROS的肉鸭养殖舍巡检机器人的系统设计[J]. 中国农机装备, 2025(10): 137-139.
Qiu Zhensheng, Lü Yinchun. System design of ROS-based broiler duck inspection robot for poultry houses [J]. China Agricultural Machinery Equipment, 2025(10): 137-139.

[4] 唐瑜嵘, 解彬彬, 刘龙申, 等. 多模态技术在智能养鸡工厂中的研究现状与展望[J]. 南京农业大学学报, 2025, 48(3): 515-527.
Tang Yurong, Xie Binbin, Liu Longshen, et al. Research progress and prospect of multimodal technology in intelligent chicken farming factory [J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2025, 48(3): 515-527.

[5] 王祎娜, 王鹏军, 陈聪. 肉鸡福利养殖的发展现状与趋势[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2025, 6(2): 105-110.
Wang Yina, Wang Pengjun, Chen Cong. Current status and trends of broiler welfare farming [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2025, 6(2): 105-110.

[6] 刘继芳, 周向阳, 李敏, 等. 人工智能驱动畜牧新质生产力高质量发展:制约因素、生成逻辑与推进路径[J]. 智慧农业

(中英文)，2025，7(1)：165－177.
Liu Jifang，Zhou Xiangyang，Li Min，et al. Artificial intelligence-driven high-quality development of new-quality productivity in animal husbandry：Restraining factors，generation logic and promotion paths [J]. Smart Agriculture，2025，7(1)：165－177.

[7] 罗世林，何秀文，欧阳梦．基于实例分割和机器学习的育肥猪群体体重估测方法研究[J]．中国农机化学报，2025，46(10)：153－160.
Luo Shilin，He Xiuwen，Ouyang Meng，et al. Research on weight estimation method for fattening pig population based on instance segmentation and machine learning [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization，2025，46(10)：153－160.

[8] 梁英凯，商枫楠，陈桥．基于机器视觉与机器学习的火龙果重量估计[J]．食品与机械，2023，39(7)：99－103.
Liang Yingkai，Shang Fengnan，Chen Qiao. Dragon fruit weight estimation based on machine vision and machine learning [J]. Food & Machinery，2023，39(7)：99－103.

[9] 顾永跟，时元婷，殷雨洋．基于机器学习的湖羊断奶体重预测研究[J]．中国畜牧杂志，2024，60(7)：304－311.

[10] 王克林，刘龙申，陈金鑫，等．人工智能在畜禽养殖机器人中的应用与展望[J]．智能化农业装备学报(中英文)，2025，6(2)：44－57.
Wang Kelin，Liu Longshen，Chen Jinxin，et al. Application and prospect of artificial intelligence in livestock and poultry farming robots [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization，2025，6(2)：44－57.

[11] 唐瑜嵘，沈明霞，薛鸿翔，等．人工智能技术在畜禽养殖业的发展现状与展望[J]．智能化农业装备学报(中英文)，2023，4(1)：1－16.
Tang Yurong，Shen Mingxia，Xue Hongxiang，et al. Development status and prospect of artificial lintelligence technology in live stock and poultry breeding [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization，2023，4(1)：1－16.

[12] 王琳，孙传恒，李文勇，等．基于深度图像和BP神经网络的肉鸡体质量估测模型[J]．农业工程学报，2017，33(13)：199－205.
Wang Lin，Sun Chuanheng，Li Wenyong，et al. Establishment of broiler quality estimation model based on depth image and BP neural network [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering，2017，33(13)：199－205.

[13] 郭蓓佳，籍颖，锡建中，等．基于图像处理的蛋鸡体重估测方法研究[J]．中国家禽，2021，43(11)：68－73.
Guo Beijia，Ji Ying，Xi Jianzhong，et al. Study on estimation model of layer weight based on image processing [J]. China Poultry，2021，43(11)：68－73.

[14] Flores K R，de Carvalho L，Reading B J，et al. Machine learning and data mining methodology to predict nominal and numeric performance body weight values using Large White male turkey datasets [J]. Journal of Applied Poultry Research，2023，32(4)：100366.

[15] Bila L. Predicting body weight in Ross 308 broiler chickens using a data mining algorithm approach [J]. South African Journal of Animal Science，2025，55(6)：291－303.

[16] Liswaniso S，Kasonso R，Bila L，et al. Predicting body weight of male Kuroiler chickens from linear body measurements using MARS and CART data-mining algorithms [J]. Archives Animal Breeding，2025，68(4)：653－661.

[17] Chang C L，Xu R Y. Optimizing feeding schedule and live-weight prediction for native chicken based on machine learning [J]. Animals，2025，16(1)：75.

[18] 刘东，赵倩玉，张亮亮，等．基于野马优化算法改进随机森林模型的区域农业水质综合评价方法[J]．农业机械学报，2026，57(11)：375－386.
Liu Dong，Zhao Qianyu，Zhang Liangliang，et al. Comprehensive evaluation of regional agricultural water quality based on improved random forest model using wild horse optimization algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2026，57(11)：375－386.

[19] 郑昊，周博闻．基于极端梯度提升回归模型的日间边界层湍流耗散率估计[J]．南京大学学报(自然科学)，2026，62(2)：236－248.
Zheng Hao，Zhou Bowen. Extreme gradient boosting regressor model-based estimation of daytime convective boundary layer turbulence dissipation rates [J]. Journal of Nanjing University (Natural Science)，2026，62(2)：236－248.

[20] Dang C，Choi T，Lee S，et al. Machine learning-based live weight estimation for hanwoo cow [J]. Sustainability，2022，14(19)：12661.

[21] 白皓，王统苗，刘本帅．饲养方式和密度对小体型肉鸭不同周龄体重的影响[J]．中国家禽，2019，41(18)：56－59.

[22] Yao C，Li Q，Li Z，et al. Optimizing two-stream asymmetric feature extraction architecture with dynamic re-parameterization for enhancing beef cattle weight estimation [J]. Computers and Electronics in Agriculture，2026，245：111539.

[23] Jainonthee C，Sanwisate P，Sivapirunthep P，et al. Data-driven insights into pre-slaughter mortality：machine learning for predicting high dead on arrival in meat-type ducks [J]. Poultry Science，2025，104(1)：104648.

Research on body weight prediction of cage-raised meat ducks based on a tree-based machine learning model

Wang Pengjun[1, 4], Chen Yongsheng[1, 2, 4*], Chen Lei[3], Wu Aibing[1, 2, 4], Shi Zhizhong[3], Chen Mingjiang[1, 4]

(1. *Nanjing Institute of Agricultural Mechanization, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Nanjing* 210014, *China*; 2. *Western research institute, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Changji* 831100, *China*; 3. *Jiangsu Provincial Agricultural Machinery Technology Promotion Station, Nanjing* 211000, *China*; 4. *Key Laboratory of Modern Agricultural Equipment, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Nanjing* 210014, *China*)

Abstract: To address difficulties and inefficiencies in monitoring duck weight during the routine inspection of cage-raised meat ducks, this study proposes a precise body weight prediction method utilizing a tree-based machine learning algorithm, aiming to enhance the stability and accuracy of weight prediction in complex scenarios of large-scale meat duck production. Unilateral body size and age data were manually collected from meat ducks at Shuyang Xinfeng Future Farm to develop an extreme gradient boosting model predicting weight. The model integrated morphometric features and chronological age as predictors to evaluate their respective impacts on body weight estimation. The results indicate a distinct growth trajectory: for ducks 1-13 days, data collection is hindered by their small body size, and weight growth is relatively slow, making this period less critical for weight prediction modeling. Conversely, ducks aged 14 to 35 days undergo a rapid growth phase, representing a critical period in the production cycle during which age and unilateral body size serve as pivotal predictors. The Extreme Gradient Boosting Tree model effectively predicted the weight of meat ducks, achieving an optimal R^2 of 0.95, a minimum mean squared error (*MSE*) of 0.563 kg^2, and a minimum mean absolute error (*MAE*) of 0.044 kg. Furthermore, by evaluating the importance of unilateral body size data of meat ducks, it is concluded that body slant length, as the main parameter of meat duck development, contributes the most to the model among body size data, accounting for 20.7%(second only to age) while tibia length exhibited the weakest correlation, contributing only 4.8%. This study not only deepens the understanding of machine learning application in meat duck weight prediction but also provides a valuable method for selection and management in non-contact meat duck weight analysis scenarios. Additionally, it offers technical support for improving model accuracy and promoting the development of intelligent cage-raised meat duck farming, and provides an effective automated solution for weight monitoring via inspection robots.

Keywords: machine learning; cage-raised meat ducks; weight prediction; extreme gradient boosting tree; age; body size

Foundation items: Key Research and Development Plan of Jiangsu Province(BE2022318); National Key Research and Development Program Project(2023YFD1701602); Agricultural Science and Technology Innovation Program

First Author: Wang Pengjun, E-mail: wangpengjun@caas.cn

* **Corresponding Author:** Chen Yongsheng, E-mail: cys003@163.com