doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.S2.030

双目视觉下基于NGBoost的鱼体质量估算方法

郑亚澎[1,2]　张　璐[1,2]　刘尊续[1,2]

（1. 扬州大学信息工程学院，扬州 225127；2. 江苏省知识管理与智能服务工程研究中心，扬州 225127）

摘要：鱼体质量对于评判鱼类生长状况、促进精准投喂和提高水产养殖效益至关重要。为实现精准无损的鱼体质量估算，本文提出一种基于双目相机的双维度特征提取和自然梯度提升（Natural gradient boosting，NGBoost）方法。首先通过双目相机获取鱼体图像，并进行相机标定和图像校正操作；其次利用图像处理技术对校正后的图像分割获得鱼体目标，提取出鱼体目标的二维特征；在此基础上进行立体匹配获得鱼体视差图，提取鱼体左右图像的对应关键匹配点，并利用三角变换原理计算三维空间特征点坐标，实现鱼体目标三维特征的提取；最后采用基于NGBoost的方法预测出鱼体质量。本文不仅提取二维平面特征，还提取体长、体宽和鱼体深度比值三维空间特征，实现了鱼体多维特征的提取，丰富了模型的特征表示，解决了单平面维度特征导致的质量预测不准确问题。本文以鲫鱼为实验对象，在真实数据集上进行实验，结果表明，平均绝对误差为0.006 3 kg，均方根误差为0.008 7 kg，决定系数为0.928 7。此外，与多种质量估算方法进行对比，本文方法的各评价指标均有较大幅度提升，能够较为准确地预测出鱼体质量。

关键词：水产养殖；鱼体质量估算；双维度特征提取；深度比值；自然梯度提升

中图分类号：TP391.41　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2024)S2-0294-09

Fish Mass Estimation Method Based on NGBoost under Binocular Vision

ZHENG Yapeng[1,2]　ZHANG Lu[1,2]　LIU Zunxu[1,2]

（1. *School of Information Engineering*, *Yangzhou University*, *Yangzhou* 225127, *China*

2. *Jiangsu Province Engineering Research Centre of Knowledge Management and Intelligent Service*, *Yangzhou* 225127, *China*）

Abstract: Fish mass is crucial for evaluating fish growth status, promoting precise feeding in aquaculture, and improving aquaculture efficiency. To accurately estimate fish mass, a fish mass estimation method based on dual dimensional feature extraction and natural gradient boosting (NGBoost) was proposed under the premise of using binocular cameras. Firstly, fish images were obtained through a binocular camera, and camera calibration and image correction operations were performed. Secondly, image processing technologies were used to segment the corrected image to obtainthe fish target, and the two-dimensional features of the fish target were extracted. On this basis, stereo matching was performed to obtain the fish disparity map, extract the corresponding key matching points of the left and right images of the fish, and calculate the coordinates of the three-dimensional spatial feature points by using the triangular transformation principle, achieving the extraction of the three-dimensional features of the fish target. Finally, the method based on NGBoost was used to predict fish mass. Different dimensional features of fish from two-dimensional plane and three-dimensional space were extracted, solving the problem of inaccurate prediction of fish mass caused by single-plane dimensional features. At the same time, in addition to common three-dimensional features such as length and width, the fish depth ratio was also extracted, enriching the feature representation of the model and improving the accuracy of fish mass prediction. The crucian carp were taken as the experimental object and the proposed method was tested on the real dataset. The results showed that the mean absolute error (MAE) was 0.006 3 kg, the root mean square error (RMSE) was 0.008 7 kg, and the coefficient of determination (R^2) was 0.928 7. Compared with various mass estimation methods, the performance of each evaluation metric of the proposed method has been greatly improved, predicting the fish mass more accurately.

Key words: aquaculture; fish mass estimation; dual dimensional feature extraction; depth ratio; NGBoost

收稿日期：2024-07-20　修回日期：2024-09-18

基金项目：江苏省研究生科研与实践创新项目(SJCX24_2219)、国家自然科学基金项目(32303070)和中国博士后科学基金项目(2023M732995)

作者简介：郑亚澎(2000—)，男，硕士生，主要从事基于计算机视觉的渔业信息化研究，E-mail: zzyyp_123@163.com

通信作者：张璐(1993—)，女，讲师，博士，主要从事水产养殖信息处理研究，E-mail: lzhang@yzu.edu.cn

0　引言

随着人们对饮食营养价值的关注不断增加，对高蛋白、低脂肪食物的需求也日益增长。鱼类作为一种富含优质蛋白质的食材备受青睐，在中国和海外市场需求持续增长。因此，为了满足消费者对于高品质食材的需求，同时也为了帮助水产养殖业更好地发展，准确测量鱼体质量成为了一项重要课题。传统方法往往需要捕捞、称量及取样等方式，这类方法不仅费时费力，还可能对鱼类造成压力和伤害。因此，如何实现水中游动鱼类质量的高效准确测量成为当前水产养殖领域亟需解决的问题之一。

计算机视觉是一种非接触、非倾入性的技术，以其客观、无损、易用等特点成为实现智能水产养殖的关键手段[1]。基于计算机视觉的鱼体质量测量方法首先对采集的鱼体图像进行预处理获取鱼体目标，再提取鱼体图像特征，计算特征值，最后将鱼体图像特征值与鱼体质量进行拟合，建立质量预测模型，实现鱼体质量估算。国内外研究人员对基于计算机视觉的鱼体质量预测模型进行了一些研究，其中主要包括用单目相机获取鱼体图像进行质量估算和用双目相机获取鱼体图像进行质量估算这两类方法。

基于单目相机获取鱼体图像的质量估算方法是常见方法，相对成熟，其中多数探索拍摄到的鱼体图像特征与鱼体质量的关系，通过单个或者多个鱼体图像特征来建立鱼体特征-质量关系模型，实现鱼体质量预测[2-5]。基于双目相机获取鱼体图像进行质量估算方法近年来已有一些研究[6-9]，双目相机能够获取丰富的鱼体空间三维信息，提高质量预测精度，在估算水中游动鱼体质量方面更具显著优势。鱼体三维特征例如长度、宽度和厚度，都能够提供关于鱼体整体外观和形状等重要信息，有助于识别不同种类的鱼或者评估鱼体的生长状态[10-11]。

目前，在使用双目相机获取鱼体图像特征以实现鱼体质量预测方面，对于结合二维平面和三维空间双维度特征的研究较少。在获取鱼体三维特征方面，对于鱼体厚度方面特征的探索也相对罕见。因此，本文研究一种双维度特征提取和NGBoost的鱼体质量预测模型，同时提出鱼体深度比值这一三维特征，以期提高鱼体质量预测准确度。

1　材料与方法

1.1　数据采集

使用ZED 2型双目相机来采集水中游动鱼体的视频，并截取视频中图像构建数据集。数据采集于扬州大学扬子津校区学行楼，实验对象为鲫鱼，来自于江苏省扬州市邗江区水产养殖市场，鱼体质量为29.9~185.2 g。将双目相机固定在鱼缸正前方约30 cm处，确保相机能够拍摄到鱼缸全貌，通过网线连接双目相机与计算机，利用双目相机拍摄一段鱼体水下游动视频，采集到的视频数据被传送到计算机中存储，随后将鱼体捞出依次放置到砧板和电子秤上，分别测量其长度、宽度及质量，并且记录真实示数。

采取截取所拍摄视频帧的方式来获取在侧视视角下水平游动的鲫鱼鱼体图像，实验所采集的图像均为RGB彩色图像，图像尺寸为4 416像素×1 242像素，存储格式为JPG，并将截取的鱼体双目图像通过Python代码进行左右双视角分割裁剪，获得左相机图像和右相机图像，分割出的左右相机图像尺寸为2 208像素×1 242像素，最终本文数据集包含左右双视角图像共130幅。采集到的双目相机鱼体图像如图1所示。



图1　双目相机拍摄鱼体图像

Fig. 1　Fish images captured by binocular camera

1.2　基于计算机视觉的鱼体质量估算方法

利用双目视觉技术在鱼体二维特征和三维特征研究的基础上，提出了一种基于NGBoost的鱼体质量估算方法。将采集到的双目鱼体图像进行预处理，随后提取其平面长、宽等二维特征和空间长、宽、深度比等三维特征，通过NGBoost建立鱼体质量预测模型，最终得到水中游动鱼体质量。整体流程如图2所示。

1.3　标定和校正

1.3.1　双目相机标定

为了获取双目相机在拍摄水中游动鱼体的准确参数，需要对双目相机进行标定[12-13]，因此使用标定板进行标定数据的采集。标定板主体区域尺寸为200 mm×200 mm，方格阵列为12×9，每个方格尺寸为15 mm×15 mm。将标定板垂直插入水中，轻微摆动，使用双目相机拍摄了25组不同姿态的标定板图像。所采集的左右标定图像分辨率为2 208像素×1 242像素。标定板图像如图3所示。

使用Matlab软件中的Stereo Camera Calibration模块对双目相机进行标定。向其中添加左右标定板图像并开始标定，选取重投影误差不超过0.5像素的标定板图像并导出相机参数。相机标定情况如图4所示。

1.3.2　鱼体图像校正

通过对双目相机标定，确定了相机内部及外部参数，随后通过编写Matlab代码来对图像进行校正。图5为校正前后鱼体图像对比结果。

从图5a可以看出，双目相机所拍摄的鱼体图像在未经校正时存在明显问题：左右图像中的鱼鳍位置存在明

显的位置偏差，两个相机成像平面并不在同一水平面上，这会对之后的鱼体图像处理产生一定的影响；从图5b可看出，经校正后图像消除了畸变，并且对齐了两个相机成像平面。

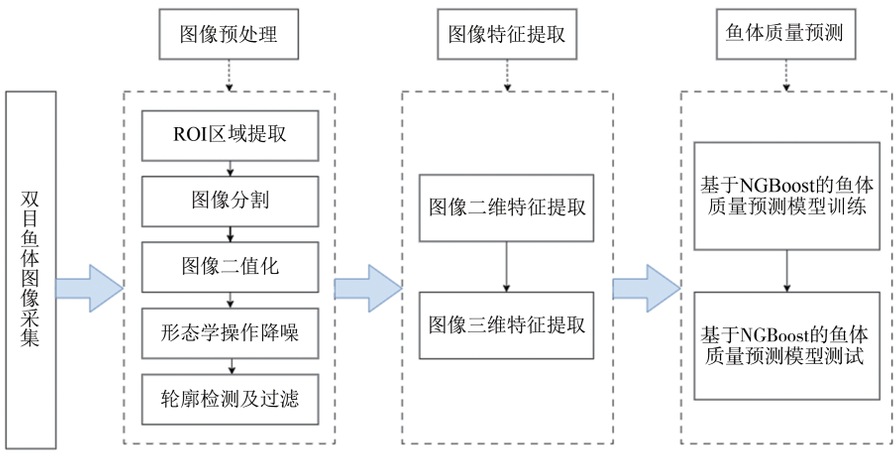
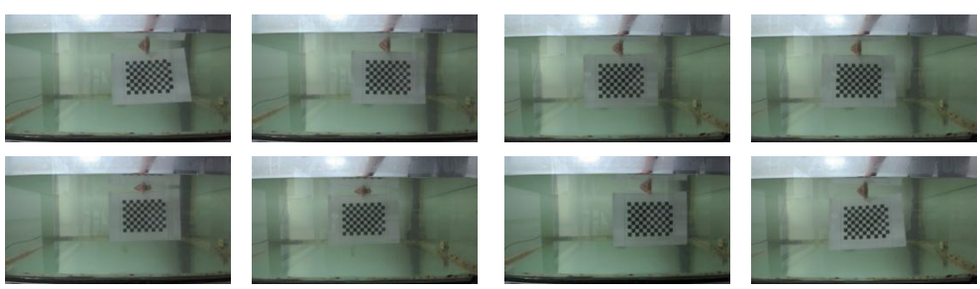


图2 基于NGBoost的鱼体质量估算方法流程图

Fig. 2 Overall process of fish mass estimation method based on NGBoost



(a) 左相机标定板图像 (b) 右相机标定板图像

图3 标定板图像

Fig. 3 Calibration plate images

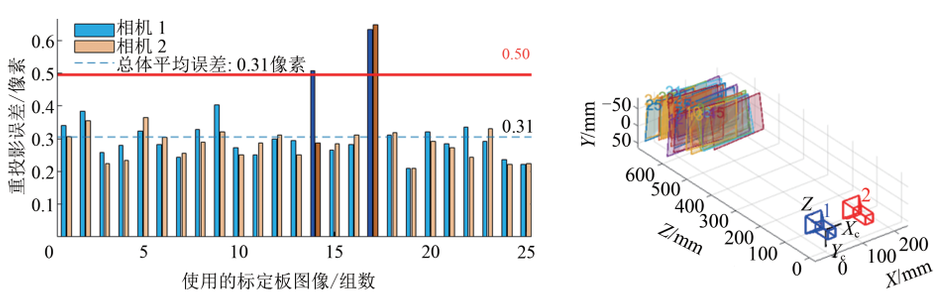
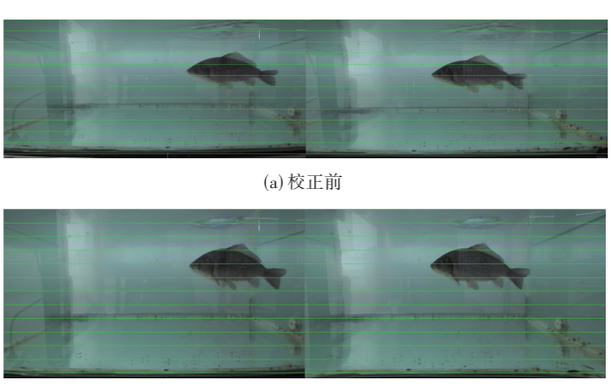


图4 双目相机标定

Fig. 4 Binocular camera calibration



(a) 校正前

(b) 校正后

图5 校正前后鱼体图像对比

Fig. 5 Comparison of fish images before and after correction

1.4 图像预处理

图像预处理是在图像分析、计算机视觉和图像处理任务中，对原始图像进行一系列处理步骤的过程。对于校正后的鱼体图像数据，进行一系列图像预处理操作，包含ROI区域提取、图像分割、图像二值化、形态学操作降噪、轮廓检测及过滤等[14-16]，旨在改善图像质量、减少噪声并突出特征，为后续任务提供更好的输入数据。

1.5 鱼体图像二维特征提取

图像特征提取是从图像中提取出描述图像内容、结构或属性的相关信息的过程。通过对鱼体外部形态、大小、比例等二维特征的分析，可以发现其与鱼体质量相关的规律和趋势，对鱼体质量预测有很大帮助。基于检

测到的鱼体轮廓，利用OpenCv库函数来获取其最小外接矩形框，在此基础上提取长、宽、面积等二维特征。所提及的鱼体二维特征都是以像素为单位，共提取8个二维特征，其中包括鱼体面积(A)、鱼体周长(P)、外接矩形面积(M_a)、外接矩形周长(M_p)、二维长宽比(A_t)、面积比(A_a)、周长比(P_r)、椭圆度(E)。各特征几何含义如图6所示，其中h表示二维长度，w表示二维宽度，a为外接椭圆长轴长度，b为外接椭圆短轴长度。

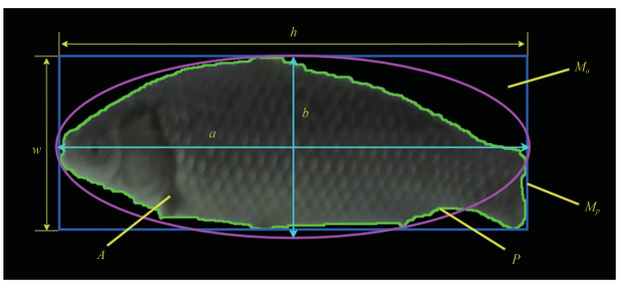


图6　二维特征变量几何含义

Fig. 6　Geometric meaning of two-dimensional feature variables

1.6　鱼体图像三维特征提取

虽然二维特征能够提供有关鱼体外观的一些重要信息，但它们仅仅提供了鱼体在单个平面上的形态。事实上，鱼体本身是一个立体结构，不仅有平面上的长度、宽度、面积等信息，还有空间三维信息。因此，为了进一步描述鱼体形态、大小、结构等信息，本文还提取了鱼体的三维特征，如三维体长和三维体宽。在此基础上，又提取了鱼体深度比值特征，实现对鱼体立体的认知。鱼体三维特征提取流程如图7所示。在提取鱼体二维特征基础上，进行SGBM立体匹配获得鱼体图像视差图，其次进行左右双目图像特征点的匹配，然后通过三角几何原理计算出这些特征点在三维空间中的坐标，最后通过空间距离计算公式来获取最终鱼体三维特征值。

1.6.1　基于SGBM的立体匹配

立体匹配是指在计算机视觉中用于处理立体图像（由不同视角拍摄的图像）的一种技术。立体匹配的目的是找到两幅立体图像中对应的像素点或特征点，以便确定它们之间的关联关系，从而计算出深度信息或视差

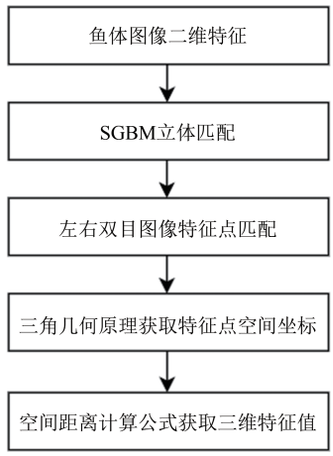


图7　鱼体三维特征提取流程图

Fig. 7　Fish three-dimensional feature extraction flowchart

图，通过视差图可以直接得出鱼体轮廓各像素点的视差值。SGBM(Semi-global block matching)是一种基于块匹配和代价聚合的计算机视觉算法，用于计算图像中像素点的视差(深度)信息，在处理鱼体纹理丰富区域时表现良好，具有较强的鲁棒性[17]。计算量小、匹配速度快，是一种简单易实现的立体匹配算法，因此采用该算法进行立体匹配。SGBM算法常使用代价聚合函数计算总体代价，进一步提高匹配效率和精度。SGBM算法代价计算式为

$$C_p(d) = P_1\min(|I_1(p) - I_2(p-d)|, P_2) + P_2|d - d_{prev}| \quad (1)$$

式中　$C_p(d)$——像素p处视差值为d的代价

$I_1(p)$——左图像中位置p处灰度

$I_2(p-d)$——右图像中与左图像中位置p对应的灰度

P_1、P_2——权重

d_{prev}——前一个像素视差值

1.6.2　鱼体深度特征

本文提取的三维特征包括鱼体的三维长度、三维宽度以及深度比值。深度比值是指鱼体轮廓内像素点最大深度与最小深度之比，深度表示物体到相机距离。其示意图如图8所示。

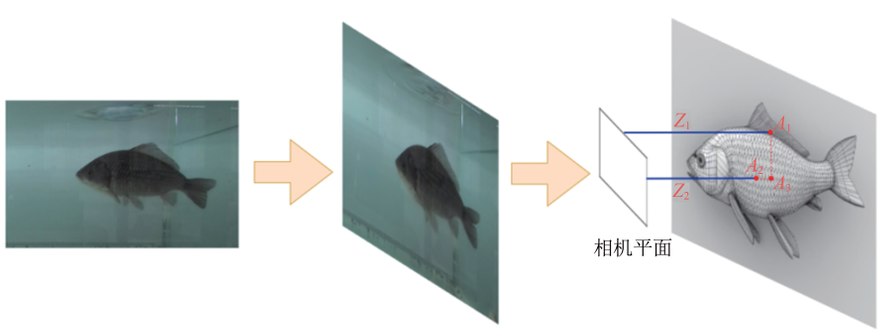


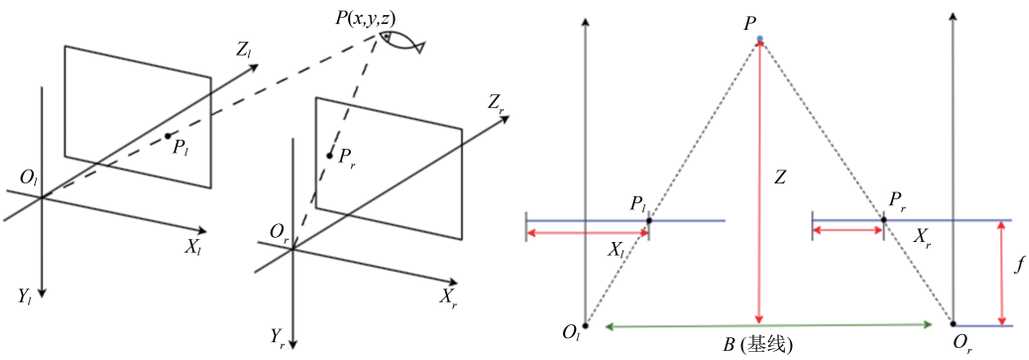
图8　鱼体深度特征示意图

Fig. 8　Schematic of fish depth feature

如图8所示，众所周知，鱼体为立体结构，假设点A_1和点A_2在视差图中分别对应着鱼体最大深度与最小深度，其中A_1为上鱼鳍部分，A_2为鱼腹部分。从点A_1作一条向下的垂直线，同时点A_1和点A_2分别作关于相机平面的垂直线Z_1和Z_2，Z_1和Z_2也是这两点分别到相机的距离，即A_1和A_2的深度。延长Z_2并交点A_1的垂直线于A_3，称A_2A_3在空间中的距离为深度差异。A_2A_3间深度差异很小以至于很难用肉眼观察出来，因此，选用鱼体图像深度值之比来描述这种差异，弥补鱼体体积特征的缺失。

1.6.3 三维特征计算

获取鱼体三维特征时，首先基于获取到的视差图得到像素点视差，其次运用三角几何原理得出鱼体特征点的三维空间坐标，然后通过欧几里得距离公式来得出长和宽的特征信息[18-19]。双目立体视觉原理如图9所示。



(a) 双目立体视觉空间示意图　　(b) 双目立体视觉平面示意图

图9 双目立体视觉原理图

Fig. 9 Schematic of binocular stereo vision

如图9所示，由三角几何原理有$X_l = f\frac{x}{z}$，$X_r = f\frac{x-B}{z}$，$Y_l = Y_r = Y = f\frac{y}{z}$（经过标定校正后$Y_l = Y_r = Y$，$f$为相机焦距）。可得鱼体特征点在三维空间中的$x$、$y$坐标公式为

$$\begin{cases} x = \dfrac{BX_l}{X_l - X_r} \\ y = \dfrac{BY}{X_l - X_r} \end{cases} \tag{2}$$

式中 x——三维空间中横坐标值

y——三维空间中纵坐标值

B——基线（双目相机两中心点距离）

X_l、X_r——目标点在左右相机成像平面上的横坐标值

$X_l - X_r$——该像素点处视差值

Y——目标点在左右相机成像平面上纵坐标值

鱼体深度则是鱼体特征三维空间坐标x、y、z中的z轴坐标值，深度计算公式为

$$\begin{cases} \dfrac{B}{Z} = \dfrac{B-(X_l - X_r)}{Z-f} \\ Z = \dfrac{fB}{X_l - X_r} \end{cases} \tag{3}$$

式中 Z——深度

通过视差图计算选取鱼体轮廓范围中的最大z轴值与最小z轴值形成比值作为鱼体的一个三维特征来预测鱼体质量，鱼体深度比值公式为

$$depth_ratio = \frac{Z_{\max}}{Z_{\min}} \tag{4}$$

式中 $Z_{\max}$——鱼体最大深度

$Z_{\min}$——鱼体最小深度

在获取到特征点在三维空间的坐标后，通过欧几里得距离公式可以得出长和宽特征值，即

$$value = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (z_2 - z_1)^2} \tag{5}$$

式中 $(x_1, y_1, z_1, x_2, y_2, z_2)$——体现鱼体长度或宽度两特征点在三维空间中的坐标

$value$——鱼体三维长度或宽度

1.7 基于NGBoost的鱼体质量测量模型

通过构建NGBoost的鱼体质量估算模型来实现鱼体质量的预测。NGBoost是一种梯度提升算法，与传统的梯度提升算法相比，引入了自然梯度的概念，提高了模型性能和稳定性，同时也提高了模型泛化能力，有着良好的预测效果，所以选用NGBoost算法来对鱼体质量进行预测[20-21]。

当使用NGBoost进行训练时，初始化的模型通常是一个回归树，即

$$f(x) = \sum_{j=1}^{J} c_j I(x \in R_j) \tag{6}$$

式中 $f(x)$——初始预测值

x——鱼体各特征变量

J——叶节点数量

c_j——第j个叶节点常数

$I(x \in R_j)$——指示函数

R_j——第j个叶节点对应的区域

迭代训练来优化模型，在每轮迭代中，计算当前模型的预测值与真实值之间的残差，作为下一轮训练的目标，并使用残差作为目标，拟合一个新的回归树模型。回归树拟合表示为

$$h = \arg\min_{h} \sum_i L(y_i, F_{\text{prev}}(x_i) + h(x_i)) \tag{7}$$

式中　L——损失函数

F_{prev}——前模型预测值

$h(x_i)$——新回归树预测值

i——样本索引

NGBoost使用自然梯度来更新优化每个模型参数

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \alpha \boldsymbol{G}^{-1} \nabla_\theta L(y, F_t(x)) \tag{8}$$

其中

$$L(y, F(x)) = -\lg P(y \mid F(x)) \tag{9}$$

式中　θ——模型参数

α——学习率

$\boldsymbol{G}$——Fisher矩阵

y——真实值

$F_t(x)$——第t轮模型的预测值

t——迭代次数

$F(x)$——预测值

$P(y \mid F(x))$——给定模型预测值$F(x)$下目标值为y的条件概率

最终的模型预测结果是所有基本模型的预测结果的加权和，最终鱼体质量估算模型为

$$M(x) = \sum_{t=1}^{T} \gamma_t F_t(x) \tag{10}$$

式中　$M(x)$——最终的鱼体质量预测函数

γ_t——第t个基本模型权重

2　实验与结果分析

2.1　实验环境

实验开发环境：操作系统为Windows10(64-bit)，程序设计语言为python3.11(64-bit)，集成开发环境为Anaconda3。图像预处理、特征提取与计算基于OpenCV包实现，NGBoost、DTR(Decision tree regression)-Weight、RFR(Random forest regression)-Weight基于sklearn包实现，LightGBM基于lightgbm包实现，XGBoost基于xgboost包实现，BPNN基于Keras包实现。

2.2　模型评价指标

采用平均绝对误差(Mean absolute error，MAE)、均方根误差(Root mean square error，RMSE)和决定系数(R^2)作为模型评价指标来评估模型准确性。

2.3　实验结果分析

2.3.1　图像预处理

图10为鱼体图像原始图像和预处理后图像，其中预处理图像包含图像分割结果、图像二值化结果、图像降噪结果、图像轮廓提取结果。由图10可以看出，本文图像预处理方法有着良好的效果，可以进一步用于图像特征提取和质量预测等后续工作。

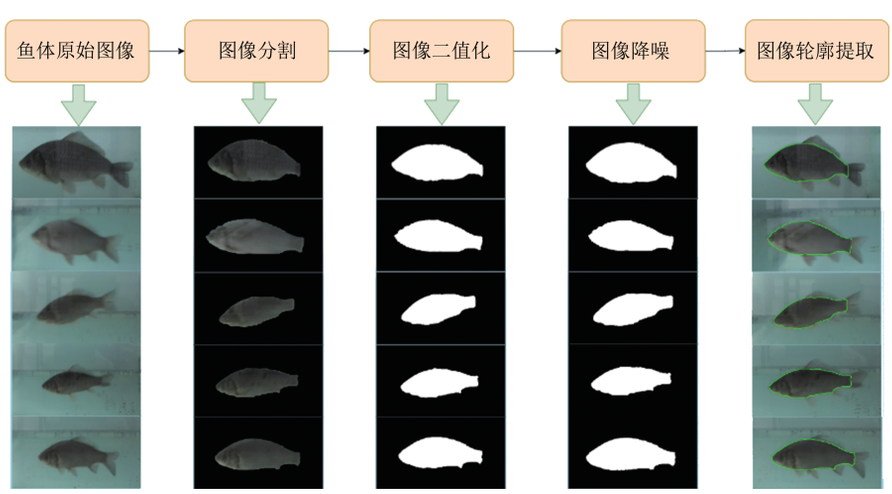


图10　鱼体图像预处理结果

Fig. 10　Fish image preprocessing results

2.3.2　鱼体二维特征获取

鱼体二维特征提取是帮助获取三维特征的关键步骤，随机挑选10条鱼体二维特征的获取结果，如表1所示。

2.3.3　鱼体三维特征获取

随机选取10个样本的三维体长与体宽数据进行比较和分析，表2为鱼体体长获取结果。表3为鱼体体宽获取结果。

由表2可以看出，本文方法计算得到的鱼体体长均有较小的误差，其中最小误差为0.2%，最大误差为4.45%，其余误差均在1%~4%；由表3可以看出，基于本文方法计算得到的鱼体体宽同样具有较小的误差，其中最小误差为0.38%，最大误差为6.01%，其余误差均在2.21%~3.67%之间。由此可见，本文方法能够准确提取并计算出鱼体三维体长和三维体宽。通过实验表明，用本文方法进行鱼体特征提取和计算有较高的准确度，能

表1 鱼体二维特征提取结果

Tab. 1 Fish two-dimensional feature extraction results

序号	鱼体面积/像素	外接矩形面积/像素	面积比	鱼体周长/像素	外接矩形周长/像素	周长比	二维长宽比	椭圆度
1	45 348	64 000	0.71	1 004	1 124	0.89	2.52	2.59
2	63 070	88 624	0.71	1 162	1 314	0.88	2.42	2.38
3	78 412	104 760	0.75	1 345	1 472	0.91	2.77	2.89
4	81 870	112 918	0.73	1 421	1 526	0.93	2.76	2.88
5	97 661	137 858	0.71	1 535	1 666	0.92	2.63	2.67
6	113 243	152 045	0.74	1 661	1 768	0.94	2.77	2.84
7	87 285	121 392	0.72	1 424	1 560	0.91	2.60	2.75
8	59 549	78 808	0.76	1 136	1 234	0.92	2.39	2.38
9	79 136	115 798	0.70	1 358	1 521	0.90	2.69	2.81
10	50 890	66 044	0.77	1 050	1 156	0.91	2.65	2.74

表2 鱼体体长获取结果

Tab. 2 Fish length acquisition results

序号	鱼体真实体长/mm	鱼体计算体长/mm	误差/%
1	170	163.76	3.67
2	145	145.29	0.20
3	160	163.65	2.28
4	146	144.93	0.73
5	172	170.80	0.70
6	91	95.05	4.45
7	125	122.58	1.94
8	175	182.72	4.41
9	159	155.48	2.21
10	164	158.61	3.29

表3 鱼体体宽获取结果

Tab. 3 Fish width acquisition results

序号	鱼体真实体宽/mm	鱼体计算体宽/mm	误差/%
1	63	63.24	0.38
2	56	58.24	4.00
3	59	57.55	2.46
4	59	59.28	0.47
5	63	64.99	3.16
6	70	68.95	1.50
7	61	63.70	4.43
8	60	61.48	2.47
9	57	60.43	6.01
10	57	59.01	3.53

够帮助鱼体质量预测取得较好的效果。

同时选取10个样本的深度比值的获取结果，如表4所示。在表4中，增量百分比表示鱼体最大深度对于最小深度的增量。鲫鱼鱼体厚度较小，很难观察和计算出鱼体厚度差异。所以本文使用鱼体深度比值这一特征来描述鱼体厚度，通过增量的方式更清晰地展示出鱼体厚度差异，提高了鱼体质量预测准确性。

2.3.4 质量估算

本实验将样本数据的30%划为测试集，70%划为训练集，设置随机种子为42，将NGBoost学习率设置为0.03，弱学习器数量设置为400，增强模型性能的同时也减少过拟合风险。实验获得MAE为0.006 3kg，RMSE为0.008 7 kg，R^2为0.928 7，表明NGBoost算法对鱼体质量的预测结果误差较小，能够很好地拟合鱼体质量的同时也有很强的泛化能力。图11为鱼体样本预测结果散点图。

表4 深度比值结果

Tab. 4 Depth ratio acquisition results

序号	深度比值	增量百分比/%
1	1.15	15
2	1.12	12
3	1.18	18
4	1.22	22
5	1.07	7
6	1.10	10
7	1.06	6
8	1.21	21
9	1.19	19
10	1.08	8

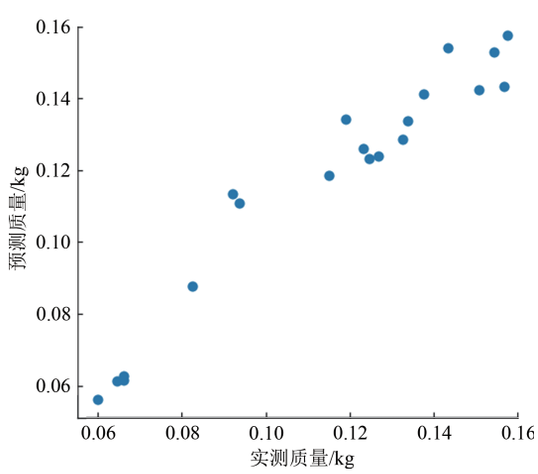


图11 鱼体质量预测结果

Fig. 11 Fish mass prediction results

为了能够直观地比较和分析实验结果，随机选取10个样本的预测结果来进行误差分析。鱼体质量预测误差分析结果如表5所示。所选取样本参考质量为0.064 5~0.157 5 kg，模型预测得到的质量为0.061 3~0.158 2 kg。

如表5所示，所选取的样本质量具有随机性，且所预测质量都接近于鱼体真实质量，所抽取的样本中大部分相对误差都在5%以下，其中效果最好的达到0.44%，因此本文方法能够实现鱼体质量准确预测。但是，也有极少数样本的相对误差较高，例如序号6号，达到6.42%，分析原因可能是鱼体游动时靠近鱼缸底部，鱼体轮廓与鱼缸底部接壤且鱼缸底部有部分杂物，导致鱼体轮廓分割不准确，影响了质量预测。

表5　鱼体质量预测结果误差分析

Tab. 5　Error analysis of fish mass prediction results

序号	鱼体质量真实值/kg	鱼体质量预测值/kg	误差/%
1	0.064 5	0.061 3	4.96
2	0.124 5	0.123 3	0.96
3	0.115 1	0.118 5	2.87
4	0.137 7	0.133 8	2.83
5	0.154 4	0.152 9	0.97
6	0.082 5	0.087 8	6.42
7	0.132 6	0.128 6	3.02
8	0.126 7	0.124 0	2.13
9	0.119 0	0.124 6	4.71
10	0.157 5	0.158 2	0.44

2.3.5　模型对比

为了进一步验证本文提出的鱼体质量估算方法的性能，将本文方法分别与多种鱼体质量预测方法：NGBoost-8(仅使用8个二维特征)、NGBoost-10(去除深度比值特征，二维和三维共10个特征)、LightGBM-11、XGBoost-11、DTR-Weight、RFR-Weight、BPNN-Weight(二维和三维共11个特征)进行对比[22-28]，结果如表6所示。

表6　不同模型结果对比

Tab. 6　Comparison results of different models

质量估算模型	预测算法	使用特征	MAE/kg	RMSE/kg	R^2
本文方法	NGBoost	8二维特征+3三维特征	0.006 3	0.008 7	0.928 7
NGBoost-8	NGBoost	8二维特征	0.011 6	0.014 2	0.809 2
NGBoost-10	NGBoost	8二维特征+2三维特征	0.008 8	0.010 6	0.893 3
LightGBM-11	LightGBM	8二维特征+3三维特征	0.017 5	0.019 5	0.640 4
XGBoost-11	XGBoost	8二维特征+3三维特征	0.008 8	0.010 2	0.901 9
DTR-Weight	DTR	8二维特征+3三维特征	0.014 4	0.018 7	0.668 3
RFR-Weight	RFR	8二维特征+3三维特征	0.008 9	0.010 9	0.887 1
BPNN-Weight	BPNN	8二维特征+3三维特征	0.007 9	0.010 7	0.892 0

由表6可知，本文提出的鱼体质量估算方法性能优于其他方法。与NGBoost-8相比，平均绝对误差降低45.69%，均方根误差降低38.73%，决定系数提高14.77%；与NGBoost-10相比，平均绝对误差降低2.84%，均方根误差降低17.92%，决定系数提高3.96%；与LightGBM-11相比，平均绝对误差降低64%，均方根误差降低55.38%，决定系数提高45.02%；与XGBoost-11相比，平均绝对误差降低28.41%，均方根误差降低14.71%，决定系数提高2.97%；与DTR-Weight相比，平均绝对误差降低56.25%，均方根误差降低53.48%，决定系数提高38.96%；与RFR-Weight相比，平均绝对误差降低29.21%，均方根误差降低20.18%，决定系数提高4.69%；与BPNN-Weight相比，平均绝对误差降低20.25%，均方根误差降低18.69%，决定系数提高4.11%。由此可见，二维和三维特征结合的模型性能显著提高，且本文提出的鱼体深度比值也明显提高了鱼体质量预测的准确度，各指标明显优于其他模型。因此，本文方法对于估算鱼体质量具有良好的效果，可以实现鱼体质量准确预测。

3　结论

(1) 提出一种基于双维度特征提取和NGBoost的鱼体质量估算方法。利用双目相机提取鱼体二维特征和三维特征来预测鱼体质量，同时提出了鱼体深度比值这一三维特征，解决了单维度特征鱼体质量预测不准确的问题，有效实现了非侵入式的鱼体质量预测，对于促进鱼类健康生长，提高养殖效益有重要意义。

(2) 将本文提出的方法在真实的鲫鱼数据集上进行测试，平均绝对误差为0.006 3 kg，均方根误差为0.008 7 kg，决定系数为0.928 7，鱼体质量估算结果良好。将本文方法与NGBoost-8、NGBoost-10、LightGBM-11、XGBoost-11、DTR-Weight、RFR-Weight、BPNN-Weight进行对比，平均绝对误差分别降低45.69%、2.84%、64%、28.41%、56.25%、29.21%、20.25%；均方根误差分别降低38.73%、17.92%、55.38%、14.71%、53.48%、20.18%、18.69%；决定系数分别提高14.77%、3.96%、45.02%、2.97%、38.96%、4.69%、4.11%。实验结果表明，该方法能够准确估算出鱼体质量。

参　考　文　献

[1]　LI D, HAO Y, DUAN Y. Nonintrusive methods for biomass estimation in aquaculture with emphasis on fish: a review[J]. Reviews in

Aquaculture, 2020, 12(3): 1390 - 1411.
[2] HAO Y, YIN H, LI D. A novel method of fish tail fin removal for mass estimation using computer vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 193: 106601.
[3] FERNANDES A F A, TURRA E M, DE ALVARENGA É R, et al. Deep learning image segmentation for extraction of fish body measurements and prediction of body weight and carcass traits in Nile tilapia[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 170: 105274.
[4] ZHANG L, WANG J, DUAN Q. Estimation for fish mass using image analysis and neural network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 173: 105439.
[5] ABINAYA N S, SUSAN D, SIDHARTHAN R K. Deep learning-based segmental analysis of fish for biomass estimation in an occulted environment[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 197: 106985.
[6] TONACHELLA N, MARTINI A, MARTINOLI M, et al. An affordable and easy-to-use tool for automatic fish length and weight estimation in mariculture[J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 15642.
[7] ZHANG T, YANG Y, LIU Y, et al. Fully automatic system for fish biomass estimation based on deep neural network[J]. Ecological Informatics, 2024, 79: 102399.
[8] SHI C, ZHAO R, LIU C, et al. Underwater fish mass estimation using pattern matching based on binocular system[J]. Aquacultural Engineering, 2022, 99: 102285.
[9] 佟明航. 基于水下双目视觉的淡水鱼种类识别与体长质量估测方法研究[D]. 武汉:华中农业大学,2022.
TONG Minghang. Research on freshwater fish species recognition and length-mass estimation based on underwater stereo vision[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2022. (in Chinese)
[10] PATEL J M, GAMIT N C. A review on feature extraction techniques in content based image retrieval[C]//2016 International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET). IEEE, 2016: 2259 - 2263.
[11] KOTTAWAR V, DESHPANDE N, JATTI V S, et al. Review of feature extraction techniques in content based image retrieval[J]. Journal of Pharmaceutical Negative Results, 2022,13(7): 7508 - 7514.
[12] 刘胜道, 邢成聪, 周国华. 远距离三维坐标测量中双目视觉系统的测量精度分析[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(14): 1415007.
[13] 肖志涛, 张文寅, 耿磊, 等. 双目视觉系统测量精度分析[J]. 光电工程, 2014, 41(2): 6 - 11.
XIAO Zhitao, ZHANG Wenyin, GENG Lei, et al. Accuracy analysis of binocular vision system[J]. Opto-Electronic Engineering, 2014, 41(2): 6 - 11. (in Chinese)
[14] WANG Z, LV Y, WU R, et al. Review of GrabCut in image processing[J]. Mathematics, 2023, 11(8): 1965.
[15] ZHU Y, HUANG C. An improved median filtering algorithm for image noise reduction [J]. Physics Procedia, 2012, 25: 609 - 616.
[16] RONG W, LI Z, ZHANG W, et al. An improved CANNY edge detection algorithm[C]//2014 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. IEEE, 2014: 577 - 582.
[17] LIU Y, HUANG W, WANG Y. A new stereo matching method for RAW image data based on improved SGBM[C]//Three-Dimensional Image Acquisition and Display Technology and Applications. SPIE, 2018: 208 - 214.
[18] 郭卜瑜,于佳,王姣姣,等.双目视觉用于鱼苗尺寸测量[J]. 光学技术, 2017, 43(2): 153 - 157.
[19] YANG L, WANG B, ZHANG R, et al. Analysis on location accuracy for the binocular stereo vision system[J]. IEEE Photonics Journal, 2017, 10(1): 1 - 16.
[20] DUAN T, ANAND A, DING D Y, et al. Ngboost: natural gradient boosting for probabilistic prediction[C]//International Conference on Machine Learning. PMLR, 2020, 119: 2690 - 2700.
[21] HUSSAIN S, MUSTAFA M W, AL-SHQEERAT K H A, et al. A novel feature-engineered-NGBoost machine-learning framework for fraud detection in electric power consumption data[J]. Sensors, 2021, 21(24): 8423.
[22] CHEN T, GUESTRIN C. Xgboost: a scalable tree boosting system[C]//Proceedings of the 22nd Acm Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2016: 785 - 794.
[23] KE G, MENG Q, FINLEY T, et al. Lightgbm: a highly efficient gradient boosting decision tree[C]//31st Conference on Neural Information Processing Systems, 2017:3149-3157.
[24] 段青玲, 陈鑫, 许冠华, 等. 基于多维度特征和 LightGBM 的大闸蟹质量估算方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(8): 353 - 360.
DUAN Qingling, CHEN Xin, XU Guanhua, et al. Chinese mitten crab weight estimation method based on multi-dimensional features and LightGBM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(8): 353 - 360. (in Chinese)
[25] PATHAK S, MISHRA I, SWETAPADMA A. An assessment of decision tree based classification and regression algorithms[C]//2018 3rd International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT). IEEE, 2018: 92 - 95.
[26] SINGH B, SIHAG P, SINGH K. Modelling of impact of water quality on infiltration rate of soil by random forest regression[J]. Modeling Earth Systems and Environment, 2017, 3: 999 - 1004.
[27] ASAAD R R, ALI R I. Back propagation neural network (BPNN) and sigmoid activation function in multi-layer networks[J]. Academic Journal of Nawroz University, 2019, 8(4):216
[28] FEI J, WU Z, SUN X, et al. Research on tunnel engineering monitoring technology based on BPNN neural network and MARS machine learning regression algorithm[J]. Neural Computing and Applications, 2021, 33: 239 - 255.