doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.10.040

基于 CHG－LDA 的鱼类新鲜度无损检测方法

段青玲[1,2]　徐晓玲[1,2]　李道亮[1,2]　李文升[3]　刘春红[1,2]

（1. 中国农业大学信息与电气工程学院，北京 100083；2. 中国农业大学国家数字渔业创新中心，北京 100083；
3. 莱州明波水产有限公司，莱州 261400）

摘要：快速准确地评估鱼类的新鲜度，对鱼类品质智能监控和保证食用者安全具有重要意义。目前基于图像的鱼类新鲜度评估方法中，基于鱼鳃特征的分析需去除鳃盖、对鱼体具有侵入性，利用其他部位则评估准确率较低。针对上述问题，提出了一种基于颜色纹理特征融合-线性判别分析（CHG－LDA）的鱼类新鲜度无损检测方法。首先，对采集的鱼体图像进行标注、图像缩放、颜色空间转换等预处理操作；然后，融合鱼体头部图像中提取的颜色直方图特征和灰度共生矩阵（GLCM）特征，并通过 LDA 进行特征降维；最后，利用 K 最近邻（KNN）算法对鱼的新鲜度进行分类。提出的 GHG－LDA 新鲜度检测方法解决了提取的鱼体图像特征质量低致使分类性能差的问题。在真实的鲫鱼数据集上进行实验，其精确率、召回率、F1 分数和准确率均为 1。与颜色直方图、颜色矩、GLCM 等特征相比，该方法在 KNN、随机森林（RF）、人工神经网络（ANN）及轻量级梯度提升机（LightGBM）分类器上各评价指标的性能均有提高，其中 KNN 的评估时间最优，为 0.01 s。

关键词：鱼类新鲜度；分类；计算机视觉；颜色纹理特征融合-线性判别分析

中图分类号：TP391.7　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2021)10-0385-09　　**OSID**：

Non-destructive Detection of Fish Freshness Based on CHG－LDA

DUAN Qingling[1,2]　XU Xiaoling[1,2]　LI Daoliang[1,2]　LI Wensheng[3]　LIU Chunhong[1,2]

（1. *College of Information and Electrical Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *National Innovation Center for Digital Fishery*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
3. *Laizhou Mingbo Aquatic Products Co.*, *Ltd.*, *Laizhou* 261400, *China*）

Abstract: Quick and accurate assessment of fish freshness is of great significance for intelligent quality monitoring and ensuring the safety of consumers. In the current fish freshness evaluation method based on visual images, the study of fish gills needs to remove the gill cover, which is invasive to the fish body, and the analysis of other parts has a low evaluation accuracy. To solve the above problems, a fish freshness classification method based on color histogram & grey-level co-occurrence matrix－linear discriminant analysis (CHG－LDA) was proposed. Firstly, preprocessing operations such as labeling, image zooming and color space conversion were performed on the collected fish images. Secondly, the extracted color histogram features and grey-level co-occurrence matrix (GLCM) features were fused to constitute the features, and the feature dimension was reduced by LDA. Finally, K-nearest neighbor (KNN) algorithm was used to classify fish freshness. The CHG－LDA method proposed solved the problem of poor classification performance caused by the low quality of the extracted fish image features. The experiment was carried out on a real crucian data set, and the index values of precision, recall, F1-score and accuracy were all 1. Compared with color histogram features, color moment, GLCM features, etc., this method improved the performance of each evaluation index on KNN, RF, ANN, and LightGBM classifiers. Among them, the evaluation time of KNN was the best, which was 0.01 s. Experimental results showed that this method can achieve accurate and non-destructive evaluation of fish freshness, and it was feasible for actual production monitoring.

Key words: fish freshness; classification; computer vision; CHG－LDA

收稿日期：2020－11－10　修回日期：2021－03－22

基金项目：山东省重大科技创新工程项目（2019JZZY010703）、宁波市公益事业科技项目（202002N3034）和江苏省农业科技自主创新资金项目（CX(19)1003）

作者简介：段青玲（1967—），女，教授，博士生导师，主要从事智能信息处理研究，E-mail：dqling@cau.edu.cn

0 引言

鱼类水产品高蛋白低脂肪,深受大众喜爱[1-2]。但鱼是高度易腐的产品,鱼肉腐败过程中的微生物污染易引起食源性疾病暴发。此外,鱼死后发生的物理、化学、微生物和生化变化,会导致产品在口感和品质方面的特性逐渐丧失,影响商品价值,进而影响渔业经济,甚至危及消费者的生命健康[3-6]。因此,研究快速、可靠、无损、实用的鱼类新鲜度评估方法对品质监测和保证食用者安全等具有现实意义。

为了提供优质的鱼类水产品,需要可靠的方法和技术来测定和评价鱼的新鲜度。鱼类水产品新鲜度是保障产品质量和安全的重要指标之一,可以通过检测总挥发性碱性氮(TVB-N)含量、三甲胺(TMA)含量、总活菌数(TVC)、pH 值以及 K 值(三磷酸腺苷分解的低级产物肌苷、次黄嘌呤占分解物的百分比)等指标来确定,也可以通过鱼体外观、气味、颜色、味道和质地等因素来衡量[7-8]。目前使用的评估方法主要分为内部生化成分测定方法和外部物理属性分析方法。

内部生化成分测定的方法通过检测不同贮藏时期的总挥发性碱性氮(TVB-N)含量等指标,对鱼类的新鲜度进行粗略评估。涉及的具体技术主要有:基于化学分析的高效液相色谱法、GC 质谱法等,检测结果可靠,但是检测过程复杂、繁琐,具有侵入性,不适合在线检测[9];基于检测仪器的光谱成像、传感器(电子舌、电子鼻)等技术需要高度专业或受过训练的人来执行,且仪器设备昂贵[10-11];基于鱼体图像参数测定生化成分的方法,利用提取鱼体的颜色、能量等特征构建回归模型,能较准确地预测 pH 值、TVB-N 含量和 TVC 等指标值[12-13]。

外部物理属性分析的方法主要通过获取鱼鳃、鱼眼、皮肤等结构的颜色纹理参数来评估鱼类新鲜度,一般依据贮存时间判定新鲜度等级。颜色和表面纹理的变化对鱼类新鲜度有直接影响[3],鱼类死后,鱼眼逐渐浑浊塌陷,鱼鳃颜色逐渐暗淡,皮肤色泽愈加暗沉,表面弹性减小、质地变软,体表粘液附着减少[14-15]。在早期鱼体新鲜度监测过程中,基于色度计、纹理分析仪等设备,研究者会运用整个鱼体获取的颜色、纹理等特征,评估鱼类新鲜度[3];基于人工感官评价,研究者们利用质量指数法(Quality index methods,QIM)等,来评定鱼类新鲜度[4,14]。但是上述方法耗时费力,对规模化应用有很大的局限性,计算机视觉技术为鱼类新鲜度评估提供了一种自动无损、经济有效的选择[16]。一些学者对此进行了研究[15,17-18]。鱼鳃的变化能够较准确地反映鱼类产品的新鲜度,但是鱼鳃图像的获取会破坏鳃盖,耗时费力且具有侵入性。

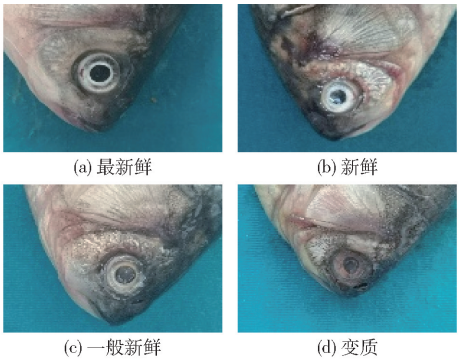
针对上述问题,一些研究人员采用其他部位的图像对鱼类新鲜度评估方法进行研究[7,14,19-20]。通过这些研究可见,鱼体外在的变化并不局限在鱼眼、鱼鳃两个区域,运用皮肤区域、皮肤与鱼眼结合及与鱼鳃结合等局部区域进行特征提取,会使选择更加灵活、多样。此外,通过现有方法来满足现实生产中非破坏性、客观高效、低成本等新鲜度评估需求,仍面临准确率低、耗时长等问题。

本文采用鱼体头部图像,无需将鳃盖去除,提出一种基于视觉图像的鱼类新鲜度无损快速自动评估方法。首先,运用智能手机拍摄鱼体图像;然后,对得到的图像进行预处理并提取特征参数;最后,实现对 4 种鱼体新鲜程度的自动识别。

1 材料和方法

1.1 鱼体图像采集

采用于山东省潍坊市水产市场购买的活鲫鱼,单条鱼体质量为 150 ~ 320 g。为了避免病菌等其他因素的干扰,购买回来的鲫鱼立即转移到 -18℃环境下致死。将死亡的鲫鱼在 4℃下贮存14 d,每天对鲫鱼样本进行 3 次正反面成像。为了更好地满足现实需求,成像设备与目标鱼类之间的采集距离可以适当调整。本文选取彩色 RGB 样本图像共计 960 幅,部分样本图像见图 1。该数据集中的图像由华为 P20 Pro 手机以俯视角度拍摄,分辨率为 3 648 像素 ×2 736 像素,格式为 jpg。



(a) 最新鲜 (b) 新鲜 (c) 一般新鲜 (d) 变质

图 1 数据集中的部分图像样本

Fig. 1 Image samples in dataset

本文参照文献[15,20]的方法进行鱼类新鲜度判定,以贮存时间为依据,具体的 4 种新鲜度类别为:最新鲜(贮存 1 ~ 2 d)、新鲜(贮存 3 ~ 4 d)、一般新鲜(贮存 5 ~ 7 d)、变质(贮存 8 ~ 14 d)。

1.2 方法流程

为了实现无损、无害、快速、可靠的新鲜度评估,

本文提出了一种基于颜色纹理特征融合-线性判别分析（Color histogram & grey-level co-occurrence matrix－linear discriminant analysis，CHG－LDA）的方法实现鱼类新鲜度评估，总体流程如图 2 所示。

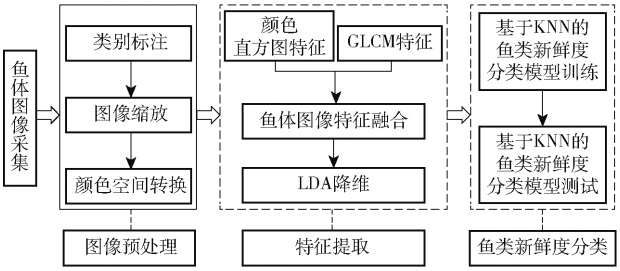


图 2　基于 CHG－LDA 的鱼类新鲜度分类方法流程

Fig. 2　Process of fish freshness classification method based on CHG－LDA

（1）图像预处理。根据鱼体新鲜程度标注图像类别，然后按照原图像的宽高比将数据集中的图像缩放至 152 像素 × 114 像素，减少图像处理的时间和成本。为了丰富地描述鱼体图像的颜色特征，将 RGB 空间的图像分别转换到 HSV、$L^*a^*b^*$ 颜色空间[21]，从这 3 个颜色空间进行特征提取。

（2）特征提取。提取鱼体图像中的颜色直方图特征和灰度共生矩阵（Grey-level co-occurrence matrix，GLCM）特征，并构成鱼体 CHG 特征，并通过 LDA 方法进行特征降维，获得高质量的特征 CHG－LDA。

（3）鱼类新鲜度分类。采用 K 最近邻（K-nearest neighbor，KNN）算法构建鱼类新鲜度分类模型，然后通过测试集对模型进行评估，得到鱼类新鲜度。

1.3　特征提取

1.3.1　颜色直方图特征提取

颜色直方图描述图像中颜色的全局分布，即不同颜色在图像中所占的比例，它不受图像旋转和平移变化的影响，提取简单方便，在计算机视觉领域使用广泛[22－23]。随着贮存时间的延长，鱼体外观颜色相继变化，为了更好地表征鱼类新鲜度变化过程中的颜色变化，本文在鱼体图像的 RGB、HSV 和 $L^*a^*b^*$ 颜色空间中分别进行通道分离，统计通道像素点的频数。RGB 颜色空间的特征提取过程如图 3 所示，首先将图像分离为 R、G、B 3 个通道，然后提取每个通道的直方图，最后进行通道合并，即将三维特征矩阵拉伸为一维作为 RGB 空间下的颜色直方图特征。

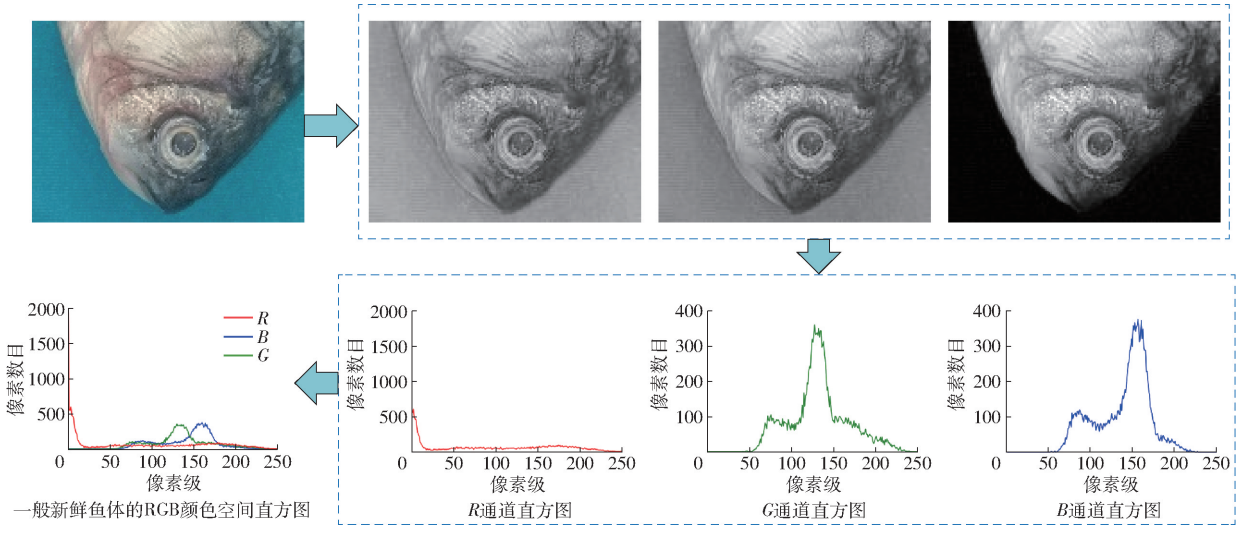


图 3　RGB 颜色空间的直方图特征提取过程

Fig. 3　Histogram feature extraction process of RGB color space

1.3.2　GLCM 特征提取

GLCM 通过研究图像灰度的空间相关特性来描述纹理特征，能反映图像灰度关于方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息，它是分析图像的局部模式和排列规则的基础[24－25]。在鱼类新鲜度变化过程中，鱼体表面的纹理也随之变化[3,15]，GLCM 纹理特征能够反映贮存期间鱼体皮肤的紧致性变化，故本文从 RGB、HSV 和 $L^*a^*b^*$ 颜色空间各个通道中，计算图像在 4 个方向（0°、45°、90°、135°）的 GLCM 特征，特征公式及具体描述如表 1 所示。

μ_i、μ_j、σ_i 和 σ_j 的计算公式为

$$\mu_i = \sum_{i,j=0}^{l_{evels}-1} i(P_{i,j}) \qquad \mu_j = \sum_{i,j=0}^{l_{evels}-1} j(P_{i,j})$$

$$\sigma_i = \sqrt{\sum_{i,j=0}^{l_{evels}-1} P_{i,j}(i-\mu_i)^2} \qquad \sigma_j = \sqrt{\sum_{i,j=0}^{l_{evels}-1} P_{i,j}(j-\mu_i)^2}$$

1.3.3　特征降维

LDA[26] 的基本思想是将高维的鱼体图像数据集投影到最佳鉴别矢量空间，以达到抽取分类信息和压缩特征空间维数的效果，投影后保证模式样本在新的空间有最大的类间距离和最小的类内距离，即 4 种类别的数据集在该空间中有最佳的可分离

表 1 GLCM 特征公式及具体描述

Tab. 1 Formula and description of GLCM features

特征	公式	描述
对比度	$C_{on}=\sum_{i,j=0}^{l_{evels}-1}P_{i,j}(i-j)^2$	表明图像的清晰度和纹理沟纹深浅的程度
非相似性	$D_{iss}=\sum_{i,j=0}^{l_{evels}-1}P_{i,j}\lvert i-j\rvert$	与对比度相似,但它线性增加
同质性	$H_{omo}=\sum_{i,j=0}^{l_{evels}-1}\frac{P_{i,j}}{1+(i-j)^2}$	图像局部灰度均匀性
能量	$E_{ng}=\sqrt{A_{SM}}$	角二阶矩(ASM)的平方根
相关性	$C_{orr}=\sum_{i,j=0}^{l_{evels}-1}P_{i,j}\frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)}{\sqrt{\sigma_i^2\sigma_j^2}}$	度量图像的灰度级在行或列方向上的相似程度
角二阶矩	$A_{sm}=\sum_{i,j=0}^{l_{evels}-1}P_{i,j}^2$	反映图像灰度分布均匀程度和纹理粗细

注:表中 i、j 分别表示两个像素的灰度等级,l_{evels} 表示原图像灰度压缩的等级,$\boldsymbol{P}_{i,j}$ 是归一化后的共生矩阵[15]。

性。用于计算 LDA 算法[27]的伪代码如下:

输入:本文特征集 $\boldsymbol{D}$ 及降维后的维度 d,其中 $\boldsymbol{D}=\{(\boldsymbol{x}_1,y_1),(\boldsymbol{x}_2,y_2),\cdots,(\boldsymbol{x}_n,y_n)\}$,$\boldsymbol{x}_i$ 为特征向量,y_i 为新鲜度类别。

输出:降维后的特征集 $\boldsymbol{D}'$。

算法:

(1)计算类内散度矩阵 $\boldsymbol{S}_w$。

(2)计算类间散度矩阵 $\boldsymbol{S}_b$。

(3)计算矩阵 $\boldsymbol{S}_w^{-1}\boldsymbol{S}_b$。

(4)计算 $\boldsymbol{S}_w^{-1}\boldsymbol{S}_b$ 最大的 d 个特征值和对应的特征向量,得到投影矩阵 $\boldsymbol{W}$。

(5)对特征集中的每一个样本特征 $\boldsymbol{x}_i$,将其转化为新的特征向量 $\boldsymbol{z}_i=\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}_i$。

(6)得到输出特征集 $\boldsymbol{D}'=\{(\boldsymbol{z}_1,y_1),(\boldsymbol{z}_2,y_2),\cdots,(\boldsymbol{z}_n,y_n)\}$。

类内、类间散度矩阵计算公式为

$$\boldsymbol{S}_w=\sum_{j=1}^{k}\sum_{i\in C_j}(\boldsymbol{x}_i-\boldsymbol{u}_j)(\boldsymbol{x}_i-\boldsymbol{u}_j)^{\mathrm{T}} \tag{1}$$

$$\boldsymbol{S}_b=\sum_{j=1}^{k}N_j(\boldsymbol{u}_j-\boldsymbol{u})(\boldsymbol{u}_j-\boldsymbol{u})^{\mathrm{T}} \tag{2}$$

式中 $\boldsymbol{u}_j$——第 j 类样本的均值向量

$\boldsymbol{u}$——所有样本的均值向量

C_j——新鲜度类别

N_j——样本个数

1.4 鱼类新鲜度分类

KNN 是最简单的监督学习算法之一[28],它的核心思想是基于欧氏距离的度量方式,根据距离给定的鱼类测试样本最近的 k 个训练样本来预测其新鲜度类别。

基本的计算步骤如下:

(1)输入训练集 $\boldsymbol{D}$。其中 $\boldsymbol{D}=\{(\boldsymbol{x}_1,y_1),(\boldsymbol{x}_2,y_2),\cdots,(\boldsymbol{x}_n,y_n)\}$,$\boldsymbol{x}_i$ 为特征向量,$y_i\in\{C_1,C_2,\cdots,C_k\}$ 为对应新鲜度类别。

(2)根据欧氏距离度量,在 $\boldsymbol{D}$ 中找出与实例 x 最近邻的 k 个点。

(3)根据多数表决的分类决策规则判断实例 x 的类别 y。

类别 y 的计算公式为

$$y=\arg\max_{C_j}\sum_{x_i\in N_k(x)}I(y_i,C_j)$$
$$(i=1,2,\cdots,n;\ j=1,2,\cdots,k) \tag{3}$$

式中 $N_k(x)$——涵盖 k 个点的实例 x 的邻域

I——判别 y_i 和 C_j 的取值是否相等的函数

本文考虑到 KNN 分类器训练时间复杂度较低,对于类域的交叉或重叠较多的鱼类新鲜度样本特征,准确率高、实时性好。因此,选用 KNN 分类方法,来实现鱼类新鲜度的检测。

2 实验结果与分析

2.1 实验设计

(1)本文方法实验。本部分包括鱼图像颜色空间转换、特征提取及降维、鱼品质分类。这些结果为该方法的有效性提供了支持。

(2)性能比较实验。这组实验分为两部分。第 1 组实验目的是验证 CHG 特征的有效性和鲁棒性,将本文选择的特征与颜色直方图、颜色矩、GLCM、文献[15]提取的特征和文献[3]提取的特征在不同特征选择方法下的分类结果进行对比,并分析背景去除后本文方法的分类结果。第 2 组实验目的是对比分类性能,将 CHG 特征分别在未经处理、主成分分析(Principal component analysis,PCA)降维、LDA 降维这 3 种情况下,对比 KNN、随机森林(Random forest,RF)[29]、人工神经网络(Artificial neural network,ANN)分类器的分类结果。

实验所用编程语言为 Python 3.6，集成开发环境为 Anaconda 3。在算法实现的过程中，鱼图像缩放、直方图特征提取基于 OpenCV 包，GLCM 特征提取基于 skimage 包，LDA、KNN、RF 和 ANN 算法实现则基于 sklearn 包。

2.2　评估指标

使用精确率、召回率、F1 分数和准确率来评价鱼类新鲜度分类方法的性能。

2.3　结果分析

2.3.1　鱼图像颜色空间转换

为了较全面地描述新鲜度变化过程中鱼体图像的颜色特征，本文选择了 RGB、HSV 和 $L^*a^*b^*$ 这 3 个常用的颜色空间进行本文特征的提取。部分样本图像在这 3 个颜色空间如图 4 所示。

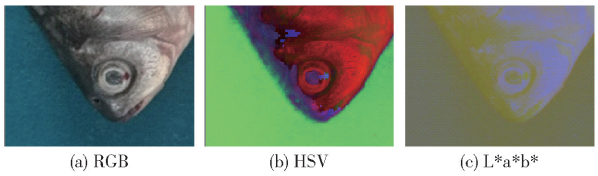


图 4　不同颜色空间下的鱼体图像

Fig. 4　Fish body images in different color spaces

2.3.2　特征提取与降维

本文特征的选择包括特征提取和降维两部分，总体流程与降维结果如图 5 所示。提取鱼体 4 种新鲜度图像的颜色直方图特征和 GLCM 特征，将二者结合并归一化特征值后通过 LDA 进行降维处理形成新的特征矩阵，从散点图可以看出，将联合特征经 LDA 处理投影到二维图像后，训练样本特征和类别信息之间的关系得以保留，表明经 LDA 处理后

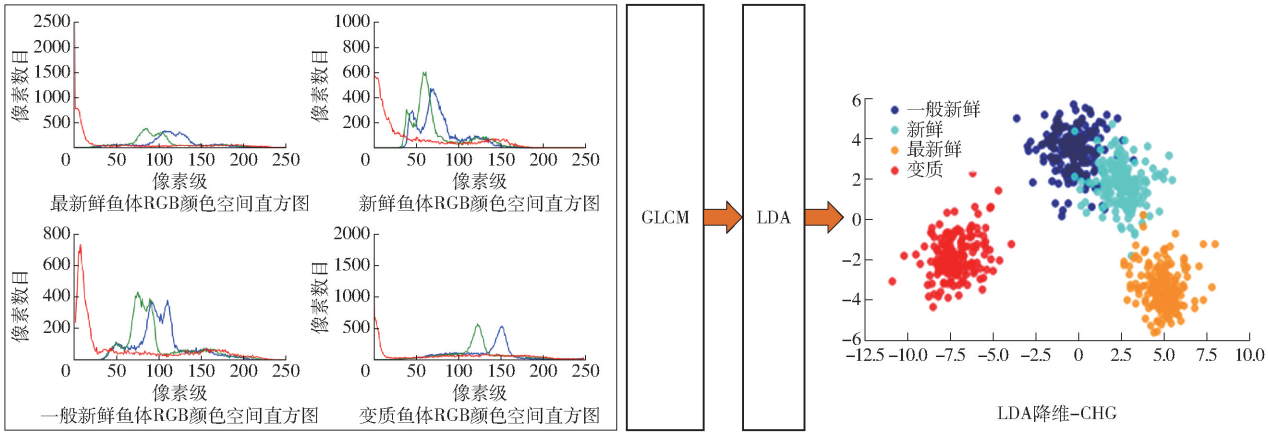


图 5　本文特征选择的流程及结果

Fig. 5　Process and result of feature selection

获得的特征矩阵在 4 个新鲜度类别间有较好的区分度。

随着鱼体贮藏时间的延长，鱼眼由饱满突出且角膜透明清亮变得愈加浑浊塌陷，皮肤由色泽明亮逐渐暗沉直至无光泽感。外观颜色和 GLCM 纹理特征能够区别贮存期间不同鱼体新鲜度，能够对鱼体皮肤的颜色、光泽度、紧密度等特性数字化，以代表性地表征鱼体新鲜度变化。不同新鲜度类别的鱼体图像在不同颜色空间下的颜色直方图特征存在较大差异，如图 6 所示。从图中可以看出，在本文应用的 3 个不同的颜色空间中，4 种新鲜度的鱼体图像直方图特征存在较大差异。

2.3.3　鱼品质分类结果

将本文方法在测试集上进行分类验证，结果见表 2。从表中可以看出，最新鲜、新鲜、一般新鲜、变质这 4 个新鲜度类别在各项指标下的值均为 1。其中支持度为测试集中对应的样本数量，每个新鲜度类别的样本数量为 48，宏平均对应 192 个测试样本中各类别评价指标的均值，加权平均表示 192 个测试样本中各类别评价指标的加权平均值，其权重为各类别正确划分的样本数在所有样本中所占比例。

2.3.4　不同鱼体图像特征对比及降维分析

为了证明本文提取的 CHG 特征的有效性，本文与颜色直方图特征、颜色矩特征、GLCM 特征、文献[15]提取的特征和文献[20]提取的特征在不同特征选择方法下的分类准确率进行对比，结果如表 3 所示。其中，“/”表示未经降维处理的情况。

从表 3 中可以看出，本文提取的 CHG 特征在分类上具有显著优势，未经降维处理的情况下，在 KNN 中的分类准确率为 0.60，与对比特征中准确率最高的颜色直方图特征相等；在 RF 中的分类准确率为 0.68，比对比特征中最高的颜色矩特征高 0.01；在 ANN 中的分类准确率为 0.72，比对比特征中最高的颜色直方图特征高 0.05。与 PCA 方法相比 LDA 的降维处理效果较好。在经 LDA 降维处理后，本文提取的 CHG－LDA 特征在 KNN、RF、ANN

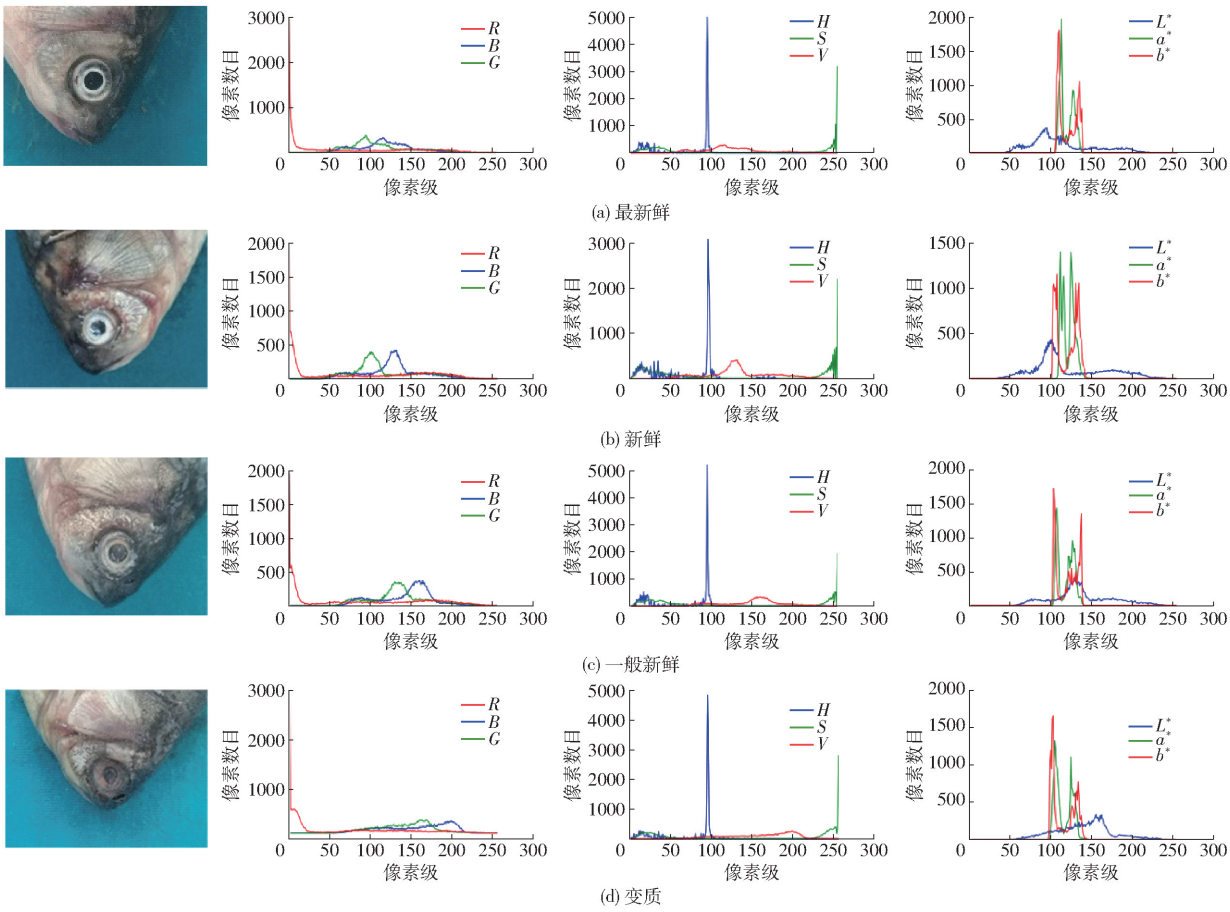


图 6 不同新鲜度类别的鱼体图像分别在 RGB、HSV 和 L*a*b* 颜色空间的直方图特征

Fig. 6 Histogram features of fish body images with different freshness categories in RGB, HSV and L*a*b* color spaces

表 2 测试集在 KNN 上的分类结果

Tab. 2 Classification results of test set on KNN classifier

	精确率	召回率	F1 分数	支持度/个
最新鲜	1	1	1	48
新鲜	1	1	1	48
一般新鲜	1	1	1	48
变质	1	1	1	48
宏平均	1	1	1	192
加权平均	1	1	1	192
准确率			1	192

分类器中的准确率均达到了 1,较其他特征中准确率最高的颜色直方图-RF 相比,提高了 0.04。比颜色直方图、颜色矩、GLCM、文献[15]及文献[20]特征的最好分类准确率分别高 0.04、0.33、0.08、0.36 及 0.26。

本文特征 CHG 及对比特征在 PCA、LDA 降维处理的结果如图 7、8 所示。从图 7 中可以看出,经 PCA 降维处理后,表征 4 个新鲜类别的图 7a、7b、7f 在二维空间下的聚集性较强;图 7c ~7e 虽然有一些离群点,但是仍然有很多重叠。这表明经 PCA 处理后的这些特征的类别区分度低。从图 8 中可以看出,经 LDA 降维处理后,在二维空间下图 8b、8d、8e 对类别最新鲜和变质的离散性较强,但其他类别间仍有很高的重叠性;图 8a、8c 对各个类别间已经有较强的离散性,能够较好地进行新鲜度区分;图 8f

表 3 不同特征选择方法下鱼体图像特征的分类准确率对比

Tab. 3 Comparative classification accuracy of multiple fish features by different feature selection methods

序号	特征	KNN			RF			ANN		
		/	PCA	LDA	/	PCA	LDA	/	PCA	LDA
1	颜色直方图	0.60	0.60	0.92	0.76	0.65	0.96	0.67	0.57	0.94
2	颜色矩	0.48	0.47	0.56	0.67	0.54	0.67	0.54	0.39	0.67
3	GLCM	0.52	0.53	0.90	0.70	0.59	0.91	0.61	0.39	0.92
4	文献[15]	0.48	0.47	0.51	0.58	0.48	0.63	0.43	0.23	0.64
5	文献[20]	0.43	0.44	0.70	0.60	0.56	0.74	0.22	0.46	0.73
6	CHG	0.60	0.60	1	0.68	0.71	1	0.72	0.70	1

对于同种类别特征点的聚合性更强，不同类别间特征的离散程度更高。由此可见，经 LDA 处理后的特征，离散程度更高，对于 4 种新鲜度类别的区分性更好。

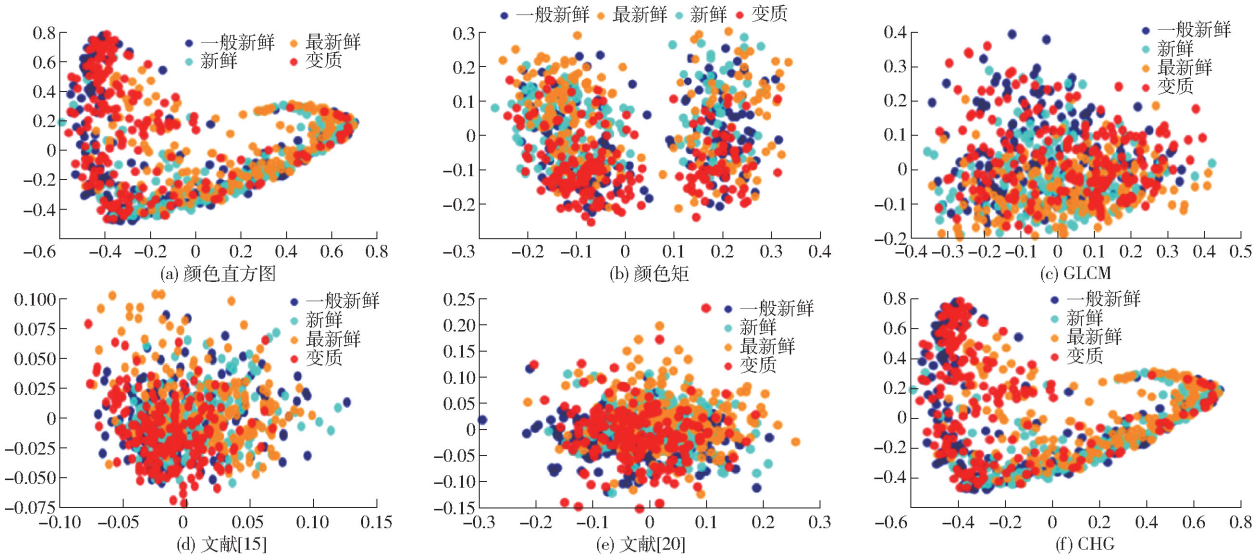


图 7　多种特征经 PCA 处理后的可视化展示

Fig. 7　Visual display of various features processed by PCA

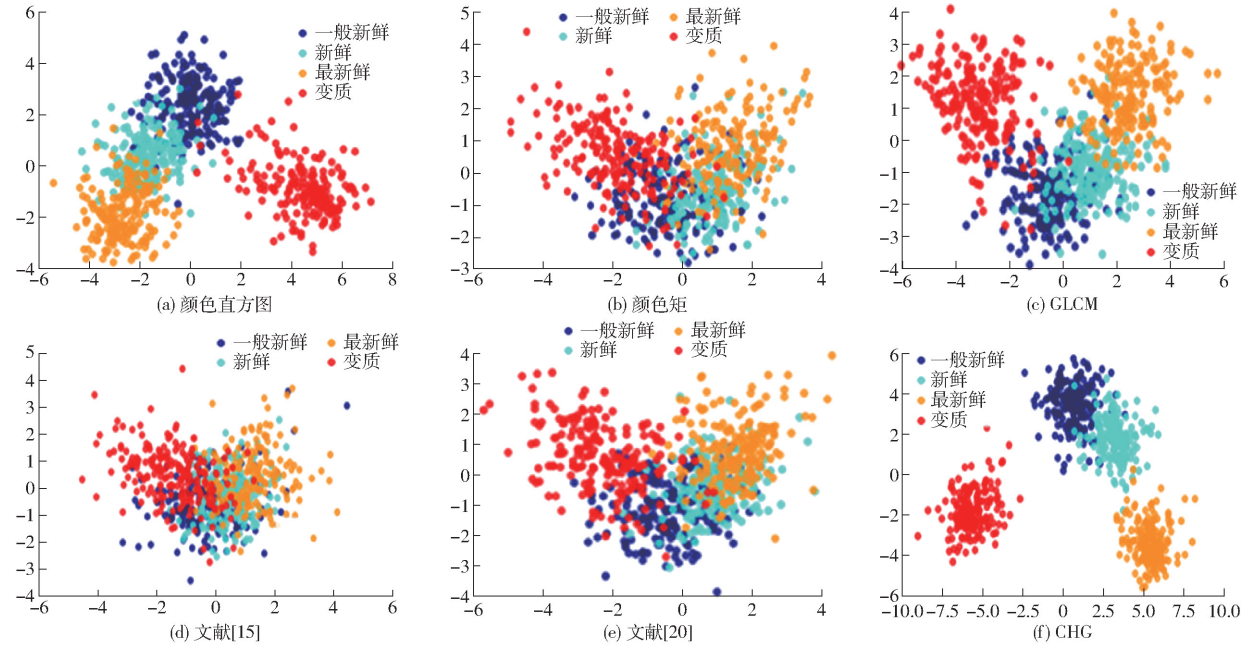


图 8　多种特征经 LDA 处理后的可视化展示

Fig. 8　Visual display of various features processed by LDA

为了证明本文提取的 CHG－LDA 特征的鲁棒性，针对本文运用的带有简单背景的图像数据，首先去除图像背景（图 9），然后提取 CHG 融合特征，再运用 LDA 方法进行特征降维并在 KNN 分类器下进行品质评估，对比结果见表 4（表中“↓”表示结果值降低）。

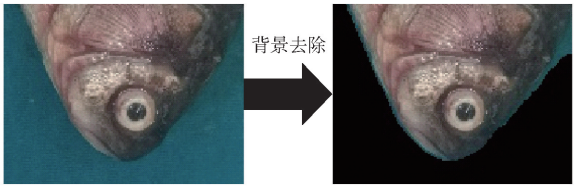


图 9　背景去除后的图像效果

Fig. 9　Image display after background removal

从表 4 中可以看出，本文提取的 CHG－LDA 特征具有很高的鲁棒性，本文运用的带有简单背景的图像数据进行品质评估的结果甚至高于背景去除的数据。鱼体图像背景去除后，其精确率、召回率、F1 分数指标的宏平均和加权平均，以及准确率均下降了 0.01。究其原因，是随着贮存时间的延长，微生物作用使得鱼体体表会有游离脂肪和水等以粘液的形式渗出，沾染到背景上，运用带有简单背景的图像

表 4 背景去除后的测试集分类结果及对比

Tab. 4 Classification results and comparison of test set after background removal

	精确率	召回率	F1 分数	支持度/个
最新鲜	1	0.98(0.02↓)	0.99(0.01↓)	48
新鲜	0.98(0.02↓)	1	0.99(0.01↓)	48
一般新鲜	0.98(0.02↓)	1	0.99(0.01↓)	48
变质	1	0.98(0.02↓)	0.99(0.01↓)	48
宏平均	0.99(0.01↓)	0.99(0.01↓)	0.99(0.01↓)	192
加权平均	0.99(0.01↓)	0.99(0.01↓)	0.99(0.01↓)	192
准确率			0.99(0.01↓)	192

提取的特征会利用这些信息,进而在品质评估中表现出较好的结果。

2.3.5 基于 CHG 特征的分类器性能评估

为了进一步证明本文方法的性能,将本文提取的 CHG 特征与经过 PCA、LDA 降维处理后的特征,分别在 KNN、RF、ANN 及轻量级梯度提升机(Light gradient boosting machine, LightGBM)分类器上针对分类指标与评估时间进行对比分析,结果见表 5。

从表 5 中可以看出,本文选用的 LDA 较 PCA 降维方法能显著地提高新鲜度评估的各项指标性能,

表 5 测试集在不同分类器上的分类结果

Tab. 5 Classification results of test set on different classifiers

参数	KNN			RF			ANN			LightGBM		
	/	PCA	LDA	/	PCA	LDA	/	PCA	LDA	/	PCA	LDA
精确率	0.62	0.64	1	0.68	0.71	1	0.74	0.70	1	0.73	0.64	1
召回率	0.60	0.60	1	0.68	0.71	1	0.72	0.70	1	0.73	0.65	1
F1 分数	0.60	0.60	1	0.68	0.71	1	0.71	0.69	1	0.73	0.64	1
准确率	0.60	0.60	1	0.68	0.71	1	0.72	0.70	1	0.73	0.65	1
时间/s	0.59	0.03	0.01	0.63	0.39	0.02	2.32	0.23	0.25	8.72	1.88	1.32

在 KNN 分类器中,经 LDA 处理后精确率较 PCA 相比提高了 0.36,召回率、F1 分数和准确率均提高了 0.40。在 RF 分类器中,经 LDA 处理后精确率、召回率、F1 分数和准确率较 PCA 相比均提高了 0.29。在 ANN 分类器中,经 PCA 处理效果最差,经 LDA 处理后精确率、召回率、F1 分数和准确率较原始特征相比分别提高了 0.26、0.28、0.29 和 0.28。在 LightGBM 分类器中,经 LDA 处理后效果最佳,比未经处理的情况下提高了 0.27,较 PCA 处理提高了 0.35 左右。表 5 中时间代表分类评估的时间,包括模型训练、模型分类结果预测的处理时间总和。经 LDA 降维处理后的特征在 KNN 分类器的处理时间最短,为 0.01 s,与 PCA - KNN、LDA - RF、LDA - LightGBM 相比,分类时间分别缩短了 0.02、0.01、1.31 s。

综上所述,本文提出的 CHG - LDA 特征能够较好地描述不同鱼体新鲜度的类别状态信息,且本文提出的基于计算机视觉的 CHG - LDA 方法通过 KNN、RF、ANN 及 LightGBM 算法对鱼类新鲜度评估都有很好的效果,其中 KNN 在评估时间上更优。

3 结论

(1)针对提取的鱼体图像特征质量低致使分类性能差的问题,采集了 4℃下贮存 14 d 的鲫鱼图像数据进行实验,提出了基于 CHG - LDA 的鱼类新鲜度无损检测方法。结果表明 CHG - LDA 处理后获得的高质量鱼体特征,能够很好地表征鲫鱼新鲜度变化。

(2)通过比较不同特征选择方法对多种鱼体图像特征的影响,在 KNN、RF 及 ANN 分类模型下分别进行实验,得到本文 CHG - LDA 特征的分类准确率为 1,比颜色直方图、颜色矩、GLCM、文献[15]及文献[20]特征的最优分类准确率分别高 0.04、0.33、0.08、0.36 及 0.26。

(3)通过比较 KNN、RF、ANN 及 LightGBM 分类模型的性能,在 CHG 特征下实验,得到 CHG - LDA 的精确率、召回率、F1 分数、准确率均为 1,其中,KNN 的分类评估时间为 0.01 s,比 RF、ANN、LightGBM 的耗时分别减少 0.01、0.24、1.31 s。

参 考 文 献

[1] 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.

[2] YAO H, DUAN Q, LI D, et al. An improved K-means clustering algorithm for fish image segmentation[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2013, 58(3-4): 790-798.

[3] PRABHAKAR P K, VATSA S, SRIVASTAV P P, et al. A comprehensive review on freshness of fish and assessment: analytical methods and recent innovations[J]. Food Research International, 2020, 133: 109157.

[4] WU L, PU H, SUN D. Novel techniques for evaluating freshness quality attributes of fish: a review of recent developments[J].

Trends in Food Science and Technology, 2019, 83(2): 259－273.
[5] CHENG J, SUN D, ZENG X, et al. Recent advances in methods and techniques for freshness quality determination and evaluation of fish and fish fillets: a review[J]. Critical Reviews in Food Science and Nutrition, 2015, 55(7): 1012－1225.
[6] 段青玲, 刘怡然, 张璐, 等. 水产养殖大数据技术研究进展与发展趋势分析[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(6): 1－16.
DUAN Qingling, LIU Yiran, ZHANG Lu, et al. State-of-the-art review for application of big data technology in aquaculture[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(6): 1－16. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no=20180601&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.06.001. (in Chinese)
[7] DOWLATI M, MOHTASEBI S S, OMID M, et al. Freshness assessment of gilthead sea bream (*Sparus aurata*) by machine vision based on gill and eye color changes[J]. Journal of Food Engineering, 2013, 119(2): 277－287.
[8] TAHERI-GARAVAND A, FATAHI S, OMID M, et al. Meat quality evaluation based on computer vision technique: a review[J]. Meat Science, 2019, 156(27): 183－195.
[9] CHENG J, DAI Q, SUN D, et al. Applications of non-destructive spectroscopic techniques for fish quality and safety evaluation and inspection[J]. Trends in Food Science and Technology, 2013, 34(1): 18－31.
[10] HE H, WU D, SUN D. Nondestructive spectroscopic and imaging techniques for quality evaluation and assessment of fish and fish products[J]. Critical Reviews in Food Science and Nutrition, 2015, 55(6): 864－886.
[11] 李鑫星, 董保平, 杨铭松, 等. 基于SVM核机器学习的三文鱼新鲜度检测系统[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(5): 376－384.
LI Xinxing, DONG Baoping, YANG Mingsong, et al. Detection system of salmon freshness based on SVM kernel-based machine learning[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 376－384. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no=20190543&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.05.043. (in Chinese)
[12] WANG F, ZANG Y, WO Q, et al. Fish freshness rapid detection based on fish-eye image[C]// Proceedings of SPIE—The International Society for Optical Engineering, 2013: 87610A.
[13] SHI C, QIAN J, HAN S, et al. Developing a machine vision system for simultaneous prediction of freshness indicators based on tilapia (*Oreochromis niloticus*) pupil and gill color during storage at 4℃[J]. Food Chemistry, 2018, 243: 134－140.
[14] TAPPI S, ROCCULI P, CIAMPA A, et al. Computer vision system (CVS): a powerful non-destructive technique for the assessment of red mullet (*Mullus barbatus*) freshness[J]. European Food Research and Technology, 2017, 243(12): 2225－2233.
[15] TAHERI-GARAVAND A, FATAHI S, BANAN A, et al. Real-time nondestructive monitoring of common carp fish freshness using robust vision-based intelligent modeling approaches[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 159(3): 16－27.
[16] 孙永海, 赵锡维, 鲜于建川. 基于计算机视觉的冷却牛肉新鲜度评价方法[J]. 农业机械学报, 2004, 35(1): 104－107.
SUN Yonghai, ZHAO Xiwei, XIANYU Jianchuan. Appraising method for freshness of chilled beef based on computer vision technique[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2004, 35(1): 104－107. (in Chinese)
[17] DUTTA M K, ISSAC A, MINHAS N, et al. Image processing based method to assess fish quality and freshness[J]. Journal of Food Engineering, 2016, 177(3－4): 50－58.
[18] ISSAC A, DUTTA M K, SARKAR B. Computer vision based method for quality and freshness check for fish from segmented gills[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 139: 10－21.
[19] COSTA C, ANTONUCCI F, MENESATTI P, et al. An advanced colour calibration method for fish freshness assessment: a comparison between standard and passive refrigeration modalities[J]. Food and Bioprocess Technology, 2013, 6(8): 2190－2195.
[20] LALABADI H M, SADEGHI M, MIREEI S A. Fish freshness categorization from eyes and gills color features using multi-class artificial neural network and support vector machines[J]. Aquacultural Engineering, 2020, 90: 102076.
[21] WU G, LI B, ZHU Q, et al. Using color and 3D geometry features to segment fruit point cloud and improve fruit recognition accuracy[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 174: 105475.
[22] PASCHOS G, PETROU M. Histogram ratio features for color texture classification[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(1－3): 309－314.
[23] ZHANG X, LIU B Q, ZHANG D Y, et al. Study of image classification with spatial pyramid color histogram[J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(18): 152－155.
[24] ELEYAN A, DEMIREL H. Co-occurrence matrix and its statistical features as a new approach for face recognition[J]. Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 2011, 19(1): 97－107.
[25] 薄华,马缚龙,焦李成. 图像纹理的灰度共生矩阵计算问题的分析[J]. 电子学报,2006,34(1):155－158,134.
BO Hua, MA Fulong, JIAO Licheng. Research on computation of GLCM of image texture[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(1): 155－158,134. (in Chinese)
[26] MARTINEZ A M, KAK A C. PCA versus LDA[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(2): 228－233.
[27] LU J, PLATANIOTIS K N, VENETSANOPOULOS A N. Face recognition using LDA-based algorithms[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(1): 195－200.
[28] ADENIYI D A, WEI Z, YONGQUAN Y. Automated web usage data mining and recommendation system using K-nearest neighbor (KNN) classification method[J]. Applied Computing and Informatics, 2016, 12(1): 90－108.
[29] 侯蒙京, 殷建鹏, 葛静, 等. 基于随机森林的高寒湿地地区土地覆盖遥感分类方法[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 220－227.
HOU Mengjing, YIN Jianpeng, GE Jing, et al. Land cover remote sensing classification method of alpine wetland region based on random forest algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 220－227. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no=20200725&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.07.025. (in Chinese)