

基于 YOLOv4 神经网络的小龙虾质量检测方法

Crayfish quality detection method based on YOLOv4

王淑青

黄剑锋

张鹏飞

王娟

WANG Shu-qing HUANG Jian-feng ZHANG Peng-fei WANG Juan

(湖北工业大学电气与电子工程学院, 湖北 武汉 430068)

(Hubei University of Technology, Wuhan, Hubei 430068, China)

摘要:设计了一种采用 YOLOv4 深度学习算法的小龙虾质量检测模型,该算法在网络架构、数据处理、特征提取等方面进行了优化。自主拍摄小龙虾图片并进行数据扩充,使用 LabelImage 平台进行数据标注,在 Darknet 框架下进行网络模型训练,通过对比,模型最终性能均高于其他常见目标检测模型,其检测准确率达 97.8%,平均检测时间为 37 ms,表明该方法能够有效检测生产过程中的小龙虾质量。

关键词:深度学习;卷积神经网络;小龙虾;YOLOv4;目标检测

Abstract: A crayfish quality detection model using YOLOv4 deep learning algorithm is designed. The algorithm is optimized in terms of network architecture, data processing, and feature extraction. The crayfish image data is collected by video capture and image expansion, and then the data is annotated by LabelImage platform. The model is trained under the Darknet framework. By contrast, the final model performance is higher than other common target detection models, and the detection accuracy rate is 97.8%, the average detection time is 37 ms, which proves that the method can effectively detect the quality of crayfish in the production process.

Keywords: deep learning; convolutional neural networks; crayfish; YOLOv4; target detection

近年来,中国小龙虾产量逐步上升,虾球与整虾的剥离是其初加工的重要部分,而识别小龙虾合格与否是其中重要的一环^[1-2]。目前,小龙虾质量的判别一般由人工完成,需花费大量的时间和人力成本,而且误判的可能性较大。根据小龙虾蜷曲程度进行质量检测的研究尚未见相关报道,但是目标检测技术在食品领域的应用较多,其中基于深度学习的目标检测技术在众多领域中展现了

其优越性^[3-6],在食品加工与检测中也备受青睐^[7-9]。宋超^[10]使用无监督的 K-means 结合支持向量机的传统方法与深度学习方法对鸡蛋裂纹进行了检测,结果表明传统方法的环境适应性较差,基于深度学习的缺陷识别率较传统方法提高了近 3%;Fan 等^[11]使用基于候选缺陷区域计数和支持向量机的方法对苹果外观缺陷进行了在线检测,其检测精度远低于深度学习方法。尹宏鹏等^[12]研究发现,深度学习是当下最优秀的视觉识别方法,而且相比传统方法有着更大的发展空间。

YOLOv4 是近期被提出的检测效率更高的深度卷积神经网络。为确保小龙虾检测模型的工作效率,文章拟设计一种基于 YOLOv4 深度学习网络的小龙虾质检方法,通过对小龙虾图像进行添噪、旋转等制作多种形态的小龙虾数据图像,使用 YOLOv4 网络模型对数据集进行学习训练,使用工业 CCD 相机在线采集并检测小龙虾的质量类别,验证该模型的分类准确率和检测速度都能满足生产需求,可以提高小龙虾生产效率。

1 YOLOv4 算法在小龙虾质量检测中的应用

1.1 小龙虾检测

虾球的生产需将小龙虾煮至半熟状态,此时外壳鲜红,蜷曲角度 $<90^\circ$ 的为合格小龙虾(图 1),文章提出的小龙虾检测方法即通过小龙虾的蜷曲特征判断其质量。

小龙虾检测主要由图像获取、图像处理和小龙虾分拣 3 部分完成,其检测系统模型如图 2 所示^[13]。使用工业相机对小龙虾生产线进行拍摄取图,工业光源有助于获取更清晰的生产图像,有利于提高系统检测的准确率;



图 1 小龙虾质量分类

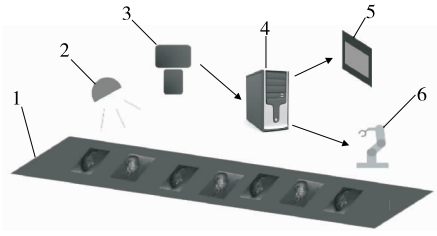
Figure 1 Crayfish quality classification

基金项目:国家自然科学基金青年基金项目(编号:62006073)

作者简介:王淑青(1969—),女,湖北工业大学教授,博士。

E-mail: 254831618@qq.com

收稿日期:2020-10-16



1. 传送带 2. 工业光源 3. 工业相机 4. 计算机 5. 人机交互
6. 分拣装置

图 2 小龙虾质量检测系统

Figure 2 Crayfish quality inspection system

图像处理通过事先采集大量小龙虾图像数据,使用 YOLOv4 网络对数据集进行训练,将训练好的 YOLOv4 模型移植到工业计算机用于小龙虾生产线的实时检测;小龙虾分拣主要由机械臂或其他分拣装置挑拣出检测到的质量不合格小龙虾。

1.2 YOLOv4 网络框架

YOLO 网络是一种利用回归网络实现目标检测的分类算法,与传统区域候选网络^[14-15]相比,YOLO 网络整合产生候选区和检测两个阶段,直接将检测任务视作回归问题,因此拥有更快的检测速度,并在大多目标检测任务中表现出良好的效果,能够实现端到端的预测^[16]。YOLOv4 整体网络结构如图 3 所示。

YOLOv4 目标检测网络以 CSPDarknet53 为主干,包含 5 个 CSP 模块,各模块前的卷积核大小为 3×3 ,步幅为 2,能够进一步增强网络学习能力;路径聚合网络(PANet)作为颈部,增添空间金字塔池(SPP)附加模块,采用 $1 \times 1, 5 \times 5, 9 \times 9, 13 \times 13$ 最大池化方式,能够增加感受区并分离出更重要的上下文特征;沿用 YOLOv3 检测头作为头部。YOLOv4 采用 Mosaic 及 CutMix 数据增强策略增加输入图像可变性,丰富图像特征信息,所设计

的目标检测模型可以获得更高的鲁棒性,同时采用标签平滑、学习率余弦退火衰减等技巧优化网络训练过程^[17]。

1.3 检测原理

YOLO 网络将输入的小龙虾图像划分为 $N \times N$ 格。待测小龙虾的中心坐标落在某个网格中,则该网格负责检测小龙虾目标。检测过程中,每个网格单元预测 B 个边界框,每个边界框包含 5 个预测值: t_x, t_y, t_w, t_h 和置信度,置信度反映预测目标框的置信水平与预测精度^[18]。按式(1)计算预测框的中心坐标(b_x, b_y)和宽高 b_w, b_h 。

$$\begin{cases} b_x = \sigma(t_x) + c_x \\ b_y = \sigma(t_y) + c_y \\ b_w = p_w e^{t_w} \\ b_h = p_h e^{t_h} \end{cases}, \quad (1)$$

式中:

$\sigma(x)$ ——Logistic 函数;

c_x, c_y ——特征图中每个网格的左上角坐标;

p_w, p_h ——先验框相对于特征图的宽和高;

t_x, t_y, t_w, t_h ——模型预测的中心坐标及宽高。

将预测框的中心坐标及宽高除以对应的特征图尺寸,再乘以原始输入图片尺寸便可得到预测的边界框相对于小龙虾原图的坐标实际值。

每个网格仍需预测一个类别信息,记录为 C 类,因此输出为尺寸 $N \times N(5 \times B + C)$ 的张量。同时,检测系统按式(2)计算交并比。

$$I_{oU} = \frac{D_R \cap G_T}{D_R \cup G_T}, \quad (2)$$

式中:

I_{oU} ——交并比;

D_R ——预测框;

G_T ——实际框。

I_{oU} 是衡量预测框精准度的重要指标, I_{oU} 越大,预测框所在位置越精准。

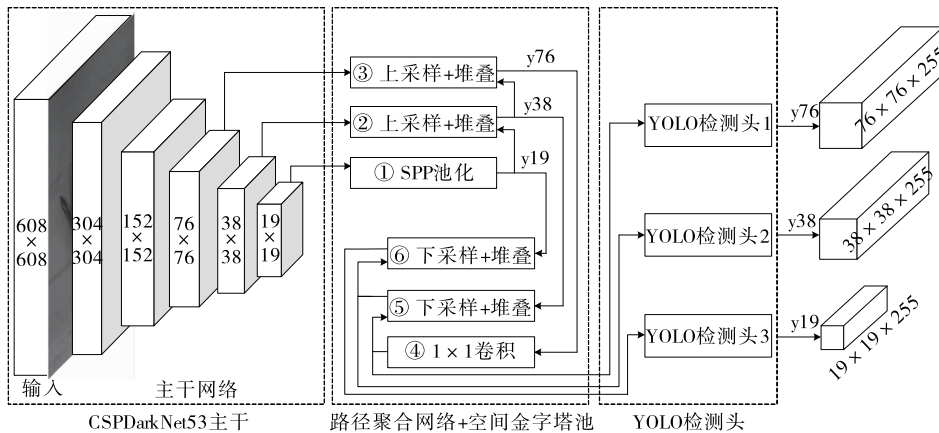


图 3 YOLOv4 网络结构

Figure 3 YOLOv4 network structure

小龙虾的具体预测流程如图 4 所示, YOLOv4 算法先将输入的小龙虾图像重置为 608×608 大小; 使用 CSP-Darknet53 网络提取图像特征; 将特征向量发送至 SPP 和 PANet 进行预测; 运用非极大值抑制算法消除重复预测, 获得最终预测结果。

$$\left\{ \begin{aligned} L_{\text{ciou}} &= \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{i,j}^{\text{obj}} \left[1 - I_{\text{oU}} + \frac{\rho^2(b, b^{\text{gt}})}{c^2} + \frac{16}{\pi^4} \left(\arctan \frac{w^{\text{gt}}}{h^{\text{gt}}} - \arctan \frac{w}{h} \right)^4 \right] \\ L_{\text{conf}} &= - \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{i,j}^{\text{obj}} [\hat{C}_i^j \log(C_i^j) + (1 - \hat{C}_i^j) \log(1 - C_i^j)] - \lambda_{\text{noobj}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{i,j}^{\text{noobj}} [\hat{C}_i^j \log(C_i^j) + (1 - \hat{C}_i^j) \log(1 - \hat{C}_i^j)], \\ L_{\text{class}} &= - \sum_{i=0}^{S^2} I_{i,j}^{\text{obj}} \sum_{c \in \text{classes}} [\hat{P}_i^j \log(P_i^j) + (1 - \hat{P}_i^j) \log(1 - P_i^j)] \\ L_{\text{OSS}} &= L_{\text{ciou}} + L_{\text{conf}} + L_{\text{class}} \end{aligned} \right. \quad (3)$$

式中:

S^2 、 B ——特征图尺度与先验框;

λ_{noobj} ——权重系数;

$I_{i,j}^{\text{obj}}$ 、 $I_{i,j}^{\text{noobj}}$ ——若第 i 网格的第 j 先验框处有目标, 分别取 1 与 0, 若没有目标, 分别取 0 与 1;

$\rho(\cdot)$ ——欧氏距离;

c ——预测框与实际框包围区域的对角线距离;

b 、 w 、 h ——预测框的中心坐标及宽高;

b^{gt} 、 w^{gt} 、 h^{gt} ——实际框的中心坐标及宽高;

C_i^j 、 $\hat{C}_i^j$ ——预测框与标注框的置信度;

P_i^j 、 $\hat{P}_i^j$ ——预测框与标注框的类别概率。

置信度损失与分类损失通过交叉熵方法计算, 边界框回归损失通过 CIoU 损失函数计算, 相比传统的均方误差损失函数, CIoU 有效避免了对目标物体尺度敏感的问题, 能够更好地关注预测框与实际框的位置关系, 反映两者之间的联系。

2 数据预处理

2.1 数据采集

小龙虾网络检测模型训练所用数据集是一个自制数据集, 使用工业摄影机现场拍摄小龙虾生产过程视频, 截图, 按 1:1 的样本类别分布择优挑选 1 000 张小龙虾图片。

由于相机采集的图像数据较少, 为避免导致模型过拟合, 提高网络模型的泛化能力, 采用随机旋转、镜像翻

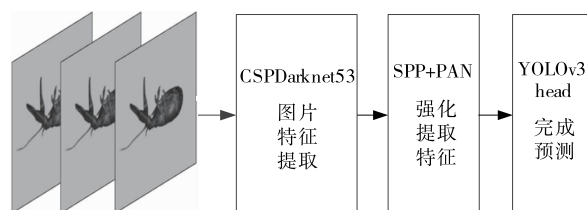


图 4 小龙虾预测流程

Figure 4 Crayfish detection process

1.4 损失函数

YOLOv4 网络训练时的损失函数由边界框回归损失 L_{ciou} 、置信度损失 L_{conf} 、分类损失 L_{class} 3 部分组成, 若在某个边界框内不存在目标, 仅计算置信度损失, 若存在目标, 则计算 3 种损失。损失函数表达式为:

转、添加噪声、高斯模糊、亮度增强、背景渲染等策略扩充数据样本, 因此训练后的网络模型能够满足多场景多形态的小龙虾检测需求, 其数据扩充示例见图 5。

通过数据扩充得小龙虾图片共 6 000 张, 包含不同大小、形态、色彩的小龙虾样本。图片数据中共有两类小龙虾样本, 总计 4 500 个合格品样本, 4 500 个不合格品样本, 数据量级及丰富性可得到保证。

2.2 数据标注

训练 YOLOv4 模型前需对数据集进行标注, 使用 LabelImage 数据标注工具, 设置合格小龙虾类别为 0, 标签为 qualified, 不合格类别为 1, 标签为 unqualified, 标注后默认保存 YOLO 数据格式的文本文件, 两种类别小龙虾的样本标记信息如图 6 所示。

数据标注后保存的文本文件内容见表 1, 表中每行都代表了一个小龙虾目标的位置信息, 标签代表具体目标标注的类别, x 、 y 、 w 、 h 是 0~1 的浮点数, 是相对于整幅图片尺度的归一化值。随机划分 80% 的标注图像作为训练集, 20% 作为测试集。

3 试验与分析

3.1 试验配置

深度学习网络模型训练通常对训练平台配置有较高

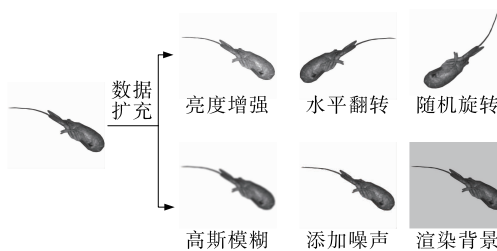


图 5 数据扩充

Figure 5 Data expansion

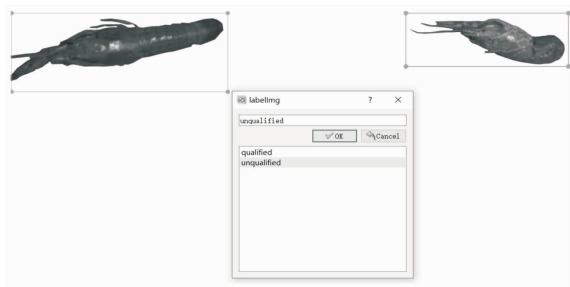


图 6 数据标注

Figure 6 Data annotation

要求,YOLOv4 网络可在 CPU 或 GPU 上进行训练,由于 GPU 的计算能力远高于 CPU,其训练成本低,故选择在 GPU 上进行训练。将已标注和划分好的小龙虾数据集作为训练样本,YOLOv4 网络模型训练平台的具体配置信息见表 2。

网络学习模型的训练基于 Darknet 深度学习框架,其训练参数为:输入图像大小为 608×608 ,每次迭代训练输入的图片总数为 64,分成 8 批次进行训练,动量值为 0.9,权重衰减系数为 0.000 5,最大迭代次数为 10 000,初始学习率为 0.001,选用 mosaic 数据增强策略,迭代至 8 000,9 000 步时,学习率开始衰减。

3.2 模型评估

3.2.1 损失值 损失值是样本预测值与真实值之间的误

表 1 数据标注[†]

Table 1 Dataset labeling

类别	x	y	w	h
0	0.785	0.378	0.216	0.147
1	0.179	0.390	0.335	0.152

[†] x 、 y 分别代表标注框中心点的 x 轴及 y 轴方向的坐标位置; w 、 h 分别代表标注框的宽、高。

表 2 训练平台配置

Table 2 Training platform configuration

名称	配置信息
操作平台	Ubuntu 16.04.06
显存	8G
内存	16G
GPU	NVIDIA GeForce RTX 2080S
GPU 加速库	CUDA 10.0,CUDNN 7.6.0

表 3 两种类别小龙虾预测结果

Table 3 Test results of two types of crayfish

合格品预测结果		不合格品预测结果		精确率/%		召回率/%	
合格	不合格	合格	不合格	合格	不合格	合格	不合格
1 531	36	29	1 373	97.7	97.9	98.1	97.4

差,由损失函数计算得到,损失值越小,预测效果越好。网络训练过程中保存完整的训练日志,训练完毕后根据日志信息进行可视化绘图,其损失值折线图如图 7 所示。

由图 7 可知,随着迭代次数的增加,损失值减少,8 000 次迭代后,损失值普遍 < 0.5 ,在 0.3 附近波动,证明网络模型的训练效果良好。

3.2.2 测试结果 平均精度均值(mAP)是测量目标检测效率的重要指标,由精确率和召回率决定。以召回率为横轴,精确率为纵轴的曲线简称 P-R 曲线,P-R 曲线下面积记为精度均值,所有目标类别的平均精度均值的值越大,神经网络模型效果越好。

使用训练好的网络模型进行小龙虾测试集预测,按式(4)分别计算精确率(P)和召回率(R)。

$$\begin{cases} R = \frac{T_p}{T_p + F_n} \\ P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \end{cases}, \quad (4)$$

式中:

T_p ——被判为正类的正类;

F_p ——被判为正类的负类;

F_n ——被判为负类的正类。

测试集中共包含 1 567 个合格小龙虾样本,1 402 个不合格小龙虾样本。由表 3 可知,两种类别小龙虾的预测结果存在少许误检样本,但各类别的精确率和召回率均 $> 97\%$,模型预测性能较优。

3.2.3 对比分析 使用 YOLOv4 模型对小龙虾数据集进行训练与测试后,训练平台的配置信息不变,使用 Faster RCNN^[19]、EfficientDet^[20]和 YOLOv3 深度学习模型在相同数据集上进行训练分析,不同模型的平均精度均值和每秒帧数(FPS)对比见表 4。

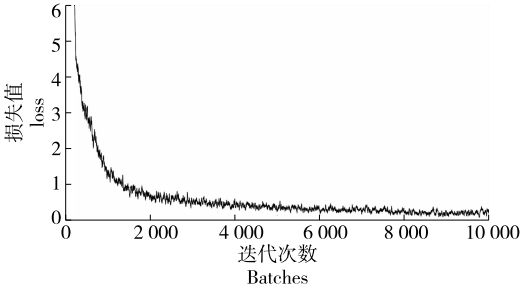


图 7 损失值曲线

Figure 7 Loss value curve

表 4 模型性能对比

Table 4 Performance comparison of different models

检测模型	主干网络	mAP/%	FPS/帧
Faster RCNN	ResNet101	86.3	20
EfficientDet	EfficientNet-B0	87.1	17
YOLOv3	Darknet53	81.7	26
YOLOv4	CSPDarknet53	89.2	31

由表 4 可知,与主干为 ResNet101^[21] 的 Faster RCNN,主干为 EfficientNet-B0 的 EfficientDet 和主干为 Darknet53 的 YOLOv3 模型相比,YOLOv4 模型的平均精度均值分别提高了 2.9%,2.1%,7.5%;每秒帧数分别提高了 11,14,5 帧,其预测精度及检测速度均得到了较大改善。

3.3 检测效果

为验证 YOLOv4 模型的可行性和小龙虾检测系统的在线检测能力,将模型移植到小龙虾实时检测平台,采用主板为 Z390,CPU 为 i7-9700K,主频 3.6 GHz,GPU 为英伟达 RTX 2080Ti,显存 11 G,内存 32 G。使用工业 CCD 相机在线获取小龙虾生产流水线图像,网络模型对获得的图像进行尺度裁剪和分类特征提取,实时检测高速流水线中小龙虾的质量类别,由摄像头实时采集的图像并完成检测的效果见图 8。

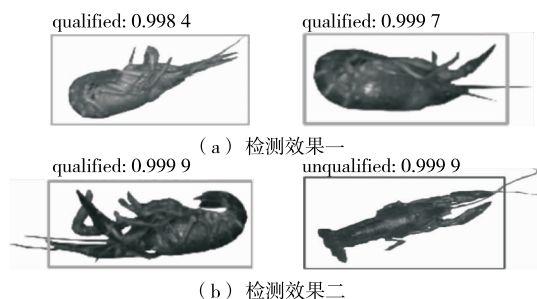


图 8 检测效果

Figure 8 Detection effect

由图 8 可知,该模型能完成多种形态下的小龙虾检测任务,其检测准确率达 97.8%,平均检测时间为 37 ms,能够满足高速生产过程中的小龙虾检测任务。

4 结论

提出了一种基于 YOLOv4 神经网络的小龙虾质量检测方法,自主采集与标注小龙虾图片后,通过图像扩充策略以满足数据集中小龙虾形态的丰富性,训练后得到的检测模型优于 Faster RCNN、EfficientDet 等网络,具有较好的鲁棒性。由于自主采集大量复杂的数据存在一些难

度,自制的小龙虾数据图像背景较为单一,模型在复杂背景下的小龙虾类别检测能力欠佳,存在一定的误检率,后续工作重点将针对这一问题进行克服改善,以进一步增强检测模型的泛化性能。

参考文献

- [1] 陈旭妍. 湖北省小龙虾产业可持续发展研究[D]. 武汉: 华中师范大学, 2019: 34-37.
- [2] 胡凯. 潜江小龙虾产业高质量发展研究[D]. 武汉: 武汉轻工大学, 2019: 16-17.
- [3] 汤踊, 韩军, 魏文力. 深度学习在输电线路中部件识别与缺陷检测的研究[J]. 电子测量技术, 2018, 41(6): 60-65.
- [4] 李妮, 李玉红, 龚光红, 等. 基于深度学习的体系作战效能智能评估及优化[J]. 系统仿真学报, 2020, 32(8): 1 425-1 435.
- [5] 赵鹏, 唐英杰, 杨牧. 卷积神经网络在无纺织缺陷分类检测中的应用[J]. 现代纺织技术, 2020, 27(5): 192-196.
- [6] 李云鹏, 侯凌燕, 王超. 基于 YOLOv3 的自动驾驶中运动目标检测[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(4): 1 139-1 144.
- [7] 张正伟, 张鑫, 李庆盛. 基于电子舌及一维深度 CNN-ELM 模型的普洱茶贮藏年限快速检测[J]. 食品与机械, 2020, 36(8): 45-51.
- [8] 兰韬, 初侨, 刘文. 基于深度学习的牛肉大理石纹智能分级研究[J]. 食品安全质量检测学报, 2018, 9(5): 1 059-1 064.
- [9] 吴爽, 李国建, 介邓飞. 基于深度学习的西瓜可见/近红外光谱可溶性固形物预测模型研究[J]. 食品与机械, 2020, 36(12): 132-135.
- [10] 宋超. 基于深度学习的鸡蛋外观缺陷检测算法[D]. 贵阳: 贵州大学, 2017: 37-45.
- [11] FAN Shu-xiang, LI Jiang-bo, ZHANG Yun-he, et al. On line detection of defective apples using computer vision system combined with deep learning methods[J]. Journal of Food Engineering, 2020, 286: 110102.
- [12] 尹宏鹏, 陈波, 柴毅, 等. 基于视觉的目标检测与跟踪综述[J]. 自动化学报, 2016, 42(10): 1 466-1 489.
- [13] 严培培. 基于网络环境的食品分拣视觉检测系统设计[J]. 食品与机械, 2016, 32(10): 108-110.
- [14] GIRSHICK R. Fast r-cnn[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago: IEEE, 2015: 1 440-1 448.
- [15] HE Kai-ming, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask r-cnn[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Venice: IEEE, 2017: 2 961-2 969.
- [16] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE, 2016: 779-788.

(下转第 194 页)

- with the Australian drinking water guidelines[J]. Water Research, 2004, 38(20): 4 455-4 461.
- [46] ZAMYADI A, HO L, NEWCOMBE G, et al. Fate of toxic cyanobacterial cells and disinfection by-products formation after chlorination[J]. Water Research, 2012, 46(5): 1 524-1 535.
- [47] DONOVAN J, KUJ C, QUILLIAM A, et al. Bacterial degradation of paralytic shellfish toxins[J]. Toxicon, 2008, 52(1): 91-100.
- [48] SMIT H, ELIZABETH A, FAYE G, et al. Biotransformations of Paralytic shellfish toxins by bacteria isolated from Bivalve Molluscs[J]. Applied & Environmental Microbiology, 2001, 67(5): 2 345-2 353.
- [49] CHO Y, OGAWA N, TAKAHASHI M, et al. Purification and characterization of paralytic shellfish toxin-transforming enzyme, sulfocarbamoylase I, from the Japanese bivalve *Peronidavenulosa*[J]. Biochimica Et Biophysica Acta Proteins & Proteomics, 2008, 1 784(9): 1 277-1 285.
- [50] LINH P, CHO Y, YASHIRO H, et al. Purification and characterization of paralytic shellfish toxin transforming enzyme from *Macrarchinensis* [J]. Toxicon, 2004, 44 (6): 657-668.
- [51] GUEGUER M, BARDOUIL M, BARON R, et al. Detoxification of Pacific oyster *Crassostrea gigas* fed on diets of *Skeletonemacostatum* with and without silt, following PSP contamination by *Alexandriumminutum*[J]. Aquatic Living Resources, 2008, 21(1): 13-20.
- [52] REBORDA A, LAGO J, MARIA-JOSE C, et al. Decrease of marine toxin content in bivalves by industrial processes[J]. Toxicon, 2010, 55: 235-243.
- [53] MELEGARI S P, MATIAS W G. Preliminary assessment of the performance of oyster shells and chitin materials as adsorbents in the removal of saxitoxin in aqueous solutions[J]. Chemistry Central, 2012, 6(1): 86.
- [54] LI Jing, SONG Xiu-xian, ZHANG Yue, et al. Effect of modified clay on the transition of paralytic shellfish toxins within the bay scallop *Argopecten irradians* and sediments in laboratory trials[J]. Aquaculture, 2019, 505: 112-117.
- [55] QIU Jiang-bing, FAN Hua, LIU Ting, et al. Application of activated carbon to accelerate detoxification of paralytic shellfish toxins from mussels *Mytilus galloprovincialis* and scallops *Chlamys farreri* [J]. Ecotoxicology and Environmental Safety, 2018, 148: 402-409.
- [56] OLANO D E B, SALVADOR-REYES L A E, MONTANO M N, et al. Sorption of paralytic shellfish toxins (PSTs) in algal polysaccharide gels [J]. Algal Research, 2020, 45: 101655.
- [57] ROMERO V, FERNANDESS P S, RODRIGUEZ-LORENZO L, et al. Recyclable magnetic covalent organic framework for the extraction of marine biotoxins [J]. Nanoscale, 2019, 11(13): 6 072-6 079.
-
- (上接第 124 页)
- [17] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection [EB/OL]. (2020-04-23) [2020-09-16]. <https://arxiv.org/abs/2004.10934>.
- [18] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement[J/OL]. Computer Science. [2020-09-117]. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [19] REN Shao-qing, HE Kai-ming, GIRSHICK R, et al. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1 137-1 149.
- [20] TAN Ming-xing, PANG Ruo-ming, LE Q V J A P A. Efficientdet: Scalable and efficient object detection[C]// IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle: IEEE, 2019: 10 778-10 787.
- [21] HE Kai-ming, ZHANG Xiang-yu, REN Shao-qing, et al. Deep residual learning for image recognition [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE, 2016: 770-778.
-
- (上接第 186 页)
- [77] LI Zhuo, TIAN Ying-ying, MA Hong-ge, et al. Saponins from the sea cucumber promotes the osteoblast differentiation in MC3T3-E1 cells through activation of BMP2/Smads pathway[J]. Current Pharmaceutical Biotechnology, 2020, 21: 1-11.
- [78] WU Zhi-xin, SMITH J V, VIJAYAKUMAR P, et al. Ginkgo biloba extract EGb 761 increases stress resistance and extends life span of *Caenorhabditis elegans*[J]. Cellular Molecular Biology, 2002, 48(6): 725-731.
- [79] LEE J H, CHOI S H, KWON O S, et al. Effects of ginsenosides, active ingredients of panax ginseng, on development, growth, and life span of *Caenorhabditis elegans*[J]. Biological and Pharmaceutical Bulletin, 2007, 30(11): 2 126-2 134.
- [80] WANG Xue, ZHANG Jiao-long, LU Lu-lu, et al. The longevity effect of echinacoside in *Caenorhabditis elegans* mediated through daf-16[J]. Bioscience Biotechnology and Biochemistry, 2015, 79(10): 1 676-1 683.
- [81] KITISIN T, SUPHAMUNGME W, MEEMON K. Saponin-rich extracts from *Holothuria leucospilota* mediate lifespan extension and stress resistance in *Caenorhabditis elegans* via daf-16[J]. Journal of Food Biochemistry, 2019, 43 (12): e13075.