

DOI: 10.13652/j.issn.1003-5788.2020.01.012

基于支持向量机的白酒上甑探汽方法研究

Study on steam detection method of Chinese spirits
steamer-filling operation based on support vector machine

田万春^{1,2} 张贵宇^{1,2,3} 庾先国^{1,2} 吴昊翰^{1,2} 石小仕^{1,2}

TIAN Wan-chun^{1,2} ZHANG Gui-yu^{1,2,3} TUO Xian-guo^{1,2} WU Hao-han^{1,2} SHI Xiao-shi^{1,2}

(1. 四川轻化工大学人工智能四川省重点实验室, 四川 宜宾 644000; 2. 四川轻化工大学自动化与信息工程学院, 四川 宜宾 644000; 3. 西南科技大学信息工程学院, 四川 绵阳 621010)

(1. Artificial Intelligence Key Laboratory of Sichuan Province, Sichuan University of Science & Engineering, Yibin, Sichuan 644000, China; 2. School of Automation & Information Engineering, Sichuan University of Science & Engineering, Yibin, Sichuan 644000, China; 3. School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang, Sichuan 621010, China)

摘要:针对白酒“探汽上甑”工艺在实现自动化过程中出现的探汽准确率低的问题,提出了一种基于支持向量机的探汽方法。使用红外热成像仪采集甑桶内酒醅表面的红外灰度图像并进行直方图处理,再提取多个特征,结合工程经验添加标签构成训练集,通过支持向量机训练得到上甑过程中的探汽模型。通过测试,该方法的探汽准确率高达96%,能满足白酒生产工艺要求。

关键词:探汽方法; 红外图像; 灰度直方图特征; 特征提取; 支持向量机

Abstract: Aiming at the problem of low accuracy of steam detection in the process of automation of "steam detection and steaming" of Chinese spirits. This paper proposes a steam detection method based on support vector machine (SVM) to improve the accuracy of automatic steam detection. First, the infrared thermal imager is used to collect the infrared grayscale image of the surface of the wine cellar in the barrel and perform histogram processing, then extract histogram's multiple features. Combined with the engineering experience to add tags to form the training set, and through the support vector machine training to obtain the exploration model in the process of the captain.

基金项目:四川省重大科技专项项目(编号:2018GZDZX0045); 四川省科技计划项目(编号:2016SZ0074); 人工智能四川省重点实验室开放基金项目(编号:2018RYY01, 2018RYJ05)

作者简介:田万春,男,四川轻化工大学在读硕士研究生。

通信作者:张贵宇(1987—),男,四川轻化工大学讲师,博士。

E-mail: 260018084@qq.com

庾先国(1967—),男,四川轻化工大学教授,博士生导师,博士。E-mail: tuoxg@cdut.edu.cn

收稿日期:2019-09-24

Through testing, the method has a high detection accuracy of 96%, which can meet the requirements of Chinese spirits production process.

Keywords: steam detection method; infrared image; grayscale histogram feature; feature extraction; support vector machine

中国白酒是世界六大蒸馏酒之一,其特有的固态发酵酿造工艺是中国劳动人民的智慧结晶,是依靠经验的传统手工酿造技艺。“生香靠发酵,提香靠蒸馏”是固态法白酒酿造经验之一^[1]。“生香靠发酵”是指酒体风味物质通过粮食发酵产生,受微生物种类、数量及当地气候条件等诸多因素影响,发酵工艺造就了酒的香型。“提香靠蒸馏”是指酒体风味物质的提取主要靠蒸馏,蒸馏工艺直接影响白酒的产量与品质。上甑是蒸馏的最重要工艺之一,要求“探汽上甑,薄层加料”^[2],即在酒蒸汽前锋即将逸出酒醅表面时才铺撒一层薄薄的冷料,从而创造最佳的溶酯条件^[3],最大限度地提取风味物质。传统酿造生产中,“探汽”全凭酿造师经验把控,如果提前铺料会导致酒蒸汽不能顺利上升,造成“压汽”现象,不能有效提取风味物质,从而影响白酒品质;延迟铺料则会导致酒蒸汽逸出,造成“跑汽”现象,降低产量。

近年来,随着白酒企业自动化转型进程的推进,白酒自动化酿造技术取得了长足发展,同时也对“探汽上甑”提出了新的要求,大量的专家学者对“探汽”进行了深入研究。杨一帆等^[4]通过图像处理手段分离酒醅图像中的前景和背景,再检测蒸汽溢出区域确定铺料区域,但该方法作用于“跑汽”之后,只能做到见汽铺料,不能做到“探汽上甑”。张家双等^[5-6]将酒醅表面的红外图像进行二

值化处理,通过阈值分割的方法提取辅料区域。酒醅红外图像描述的是酒醅表面温度分布情况,其灰度值与酒醅表面温度值存在映射关系^[7],灰度阈值分割方法本质上是设定温度阈值分割出高温区域。虽然该方法取得了一定成功,但从酒企应用情况来看效果不够理想,容易造成跑汽、压汽,影响出酒质量和产量。

支持向量机(SVM)是 Vapnik 等^[8]提出的一种基于结构风险最小化原则的模式分类方法,在解决非线性、高维度的小样本分类问题上表现出较好性能。其算法原理是在样本空间中寻找一个分隔超平面将样本集分为两类,样本间的间隔最大时为最优超平面。试验拟提出一种基于灰度直方图特征与支持向量机相结合的探汽方法,通过从红外图像灰度直方图提取多个特征,并结合酿造师上甑经验训练 SVM 模型,获得较高的探汽效率和准确率,为实现自动化探汽上甑技术提供理论依据。

1 材料与方 法

1.1 材料与仪器

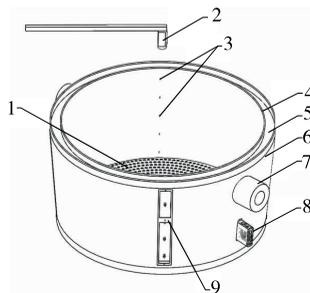
1.1.1 试验材料

酒醅:宜宾市云天曲酒厂。

1.1.2 仪器与设备

红外热成像仪:FLIR A310 型,美国菲力尔公司;

甑桶(见图 1):ZCLZJ200 型,自主设计。



1. 甑桶 2. 红外热成像仪 3. 温度传感器 4. 内胆 5. 保温材料 6. 外壳 7. 旋转轴 8. 传感器信息处理机构 9. 传感器安装槽

图 1 甑桶结构图

Figure 1 Structure diagram of distilling pot

1.2 方法

1.2.1 图像采集、标记 通过红外热成像仪采集上甑时甑桶内酒醅表面红外图像,对应酿造师的上甑操作将图像标记为 3 类。

(1) 等待上甑:红外图像表现为无白热区域,图像整体呈灰暗状态,表明酒蒸汽未到达表层酒醅。

(2) 补料操作:红外图像表现为有少量白热区域,表明局部区域酒蒸汽上升较快,通过补料操作避免“跑汽”现象。

(3) 整层辅料操作:红外图像表现为有大部分白热区

域,表明酒蒸汽已到达表层酒醅。

1.2.2 图像预处理 采用中值滤波技术抑制噪声。

1.2.3 灰度直方图 将酒醅红外图像转换为灰度直方图,用横坐标表示灰度级,纵坐标表示该灰度级上出现像素点的概率^[9]。按式(1)计算概率。

$$p(i) = \frac{n_i}{N} \quad (i = 0, 1, \dots, L - 1), \quad (1)$$

式中:

$p(i)$ ——像素点出现的概率, $\sum_{i=0}^{L-1} p(i) = 1$;

i ——第 i 级灰度级;

n_i ——第 i 级灰度级的像素数;

N ——红外图像的总像素数;

L ——红外图像灰度级。

FLIR A310 红外热成像仪采集的图像深度为 8 位,分辨率为 640×480 ,即红外图像总像素为 307 200,灰度级为 256。

1.2.4 特征提取 为了进一步降低酒醅红外图像的数据维度及拟合度,减少探汽模型训练时间、提高探汽准确度,需进一步对灰度直方图进行特征提取,灰度直方图统计特征如表 1 所示。

单一特征提取不能有效反映酒醅红外图像本质特征,因此,提取多个特征训练模型提高探汽准确性。

1.2.5 分类器设计 一个超平面只能从样本集中分隔出

表 1 灰度直方图统计特征

Table 1 Statistical features of grayscale histogram

特征名称	计算公式	特征意义
平均灰度	$\mu = \sum_{i=0}^{L-1} i p(i)$	代表像素点的平均灰度值
标准偏差	$\sigma = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu)^2 p(i)}$	代表图像灰度对比度
偏斜度	$S = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu)^3 p(i)$	代表灰度直方图对称性
平滑度	$R = \frac{1}{1 + \sigma^2}$	代表灰度图像相对平滑性
图像一致性	$G = \sum_{i=0}^{L-1} p(i)^2$	代表图像灰度均匀性
信息熵	$E = - \sum_{i=0}^{L-1} p(i) \log_2 [p(i)]$	代表图像纹理复杂度
灰度范围	$\max \{i \mid p(i) \neq 0\} - \min \{i \mid p(i) \neq 0\}$	代表图像像素值的分布范围
最大概率	$\max \{p(i)\}$	代表图像像素点出现的最大概率

一类样本,因此使用 3 个 SVM 分类器组合成探汽分类器,依次从样本集中分隔出 3 类红外图像。灰度直方图特征构成的样本集可表示为:

$$D = \{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_i, y_i), \dots, (\mathbf{x}_n, y_n)\}, \quad (2)$$

式中:

(\mathbf{x}_i, y_i) —— 第 i 个样本点;

\mathbf{x}_i —— 第 i 张红外图像的灰度直方图特征构成的向量, $i = 1, 2, \dots, n$;

y_i —— 第 i 张红外图像的分类标签, $y_i \in \{1, 2, 3\}$ 。

当 $y_i = 1$ 时,表示图像 i 为等待上甑类;当 $y_i = 2, 3$ 时,分别表示图像 i 为补料操作类和整层铺料操作类。

在样本空间中,超平面可描述为:

$$\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b = 0, \quad (3)$$

式中:

\mathbf{w} —— 超平面法向量, $\mathbf{w} = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)$;

n —— \mathbf{x}_i 的维度;

b —— 位移项。

\mathbf{w} 决定了超平面的方向; b 决定了超平面与原点的距离^[10]。

对于线性可分的理想情况,假设存在超平面 P 能够将某一类红外图像从训练样本集中分隔出来。令 $t_i = +1$ 表示该类红外图像,记为正例, $t_i = -1$ 表示样本集中剩余的两类红外图像,记为负例,平行且通过离超平面最近的样本点的平面 P_1, P_2 可定义为:

$$\begin{cases} P_1: \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b \geq 1 & t_i = +1; \\ P_2: \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b \leq -1 & t_i = -1, \end{cases} \quad (4)$$

距离超平面 P 最近的训练样本点使得式(4)中等号成立,被称为“支持向量”,平面 P_1, P_2 到超平面 P 的距离之和为:

$$\gamma = \frac{2}{\|\mathbf{w}\|}. \quad (5)$$

γ 被称为“间隔”,如图 2 所示。

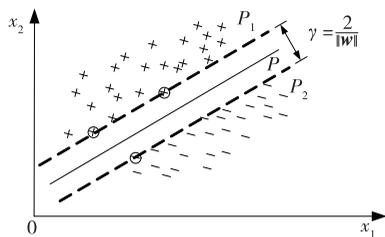


图 2 支持向量与间隔

Figure 2 Support vectors and intervals

图 2 表示线性可分的理想状态,通过试验发现样本集中少数酒甑红外图像不能被超平面正确分开,于是引入松弛变量 $\xi_i \geq 0$,使函数间隔加上松弛变量 ≥ 1 ^[11]。则约束条件为:

$$y_i (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \xi_i. \quad (6)$$

若要使间隔 γ 取得最大值获得最优超平面,则需使 $\|\mathbf{w}\|^{-1}$ 最大化,等价于求取 $\|\mathbf{w}\|^2$ 的最小值。对式(6)的松弛变量 ξ_i 增加代价函数^[12],则目标函数为:

$$\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i, \quad (7)$$

式中:

C —— 惩罚参数, $C > 0$ 。

惩罚系数 C 代表对错分样本的惩罚力度,其值越大表示惩罚越重,模型泛化能力越低。联立式(6)、(7)可得一个凸二次规划问题,利用拉格朗日乘法便可得到其对偶问题^[13]:

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j - \sum_{i=1}^n \alpha_i \\ \text{s.t.} & \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, n, \end{aligned} \quad (8)$$

式中:

α_i —— 拉格朗日乘子向量, $\alpha_i = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)^T$ 。

由于酒甑红外图像样本呈非线性分布,因此,采用核函数将样本点映射到一个更高维度的空间中,使其在高维空间中线性可分^[14],以提高探汽准确性。支持向量机常用的核函数有^[15]:

多项式核函数:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\alpha \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j + b)^d, \quad (9)$$

式中:

α —— 调节参数;

b —— 可选常数;

d —— 最高次项次数。

高斯核函数:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (10)$$

式中:

σ —— 带宽,控制径向作用范围;

高斯核函数是特征向量 $\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j$ 欧氏距离的单调函数。

Sigmoid 核函数:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \tanh(\beta \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j + b), \quad (11)$$

式中:

β —— 调节参数;

b —— 可选常数,一般取 $\frac{1}{n}$, n 为数据维度。

核函数及其参数的选取决定了支持向量机的分类性能,对各个核函数依次使用网格搜索选取合适的参数使其达到最佳探汽效果,如表 2 所示。

由表 2 可知,当惩罚参数 $C = 90, \sigma = 0.081$ 时,高斯核函数分类效果最佳,正确率达 96%,高于其他核函数分类准确率,耗时略长,但整体效果最好。因此试验选择高

表 2 不同核函数的分类效果

Table 2 Classification effect of different kernel functions

核函数	惩罚参数 C	参数	分类准确率/%	耗时/s
多项式核函数	85	$\alpha = 0.085, d = 3, b = -2$	89	0.013 8
高斯核函数	90	$\sigma = 0.081$	96	0.015 7
Sigmoid 核函数	1	$\alpha = 0.075, b = -2$	91	0.022 4

斯核函数, 优选惩罚参数 $C = 90$ 、 $\sigma = 0.081$ 。

2 结果与分析

2.1 红外图像分类

由图 3 可知, 不同的蒸汽上升情况在红外图像上体现出的白热化程度不同, 蒸汽离酒醅表面越近白热化程度越高。白热区域面积大小与上甑操作存在对应关系, 面积越大, 需铺撒酒醅量越多。因此, 可根据红外图像在白热程度和白热区域面积大小对红外图像进行分类, 实现自动化探汽。

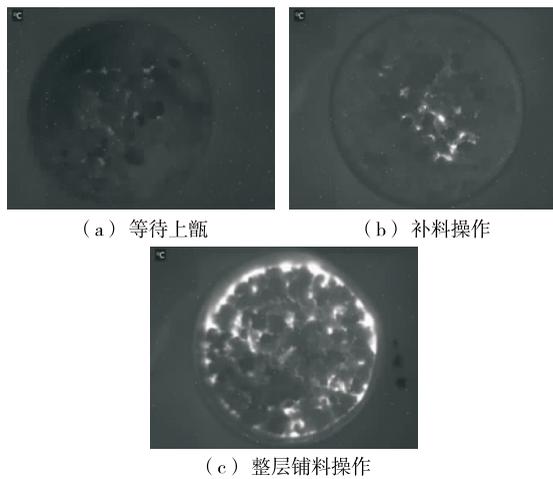


图 3 3 类红外图像

Figure 3 Three types of infrared images

2.2 中值滤波处理

由图 4 可知, 噪声得到了有效抑制, 避免了图像特征模糊^[16], 较好地保留了图像细节和减少了图像边界失真。

2.3 灰度直方图处理

由图 5 可知, 3 类红外图像体现出不同的形态特征^[17]; 灰度值分布范围不同, 等待上甑与补料操作的像素灰度值比较集中, 整层操作的灰度值则较为分散, 离散程度较大; 最大概率的灰度值所处灰度级不同, 等待上甑的最大概率灰度值所处灰度级最低, 整层铺料操作的最大概率灰度值所处灰度级最高; 最大概率值不同, 等待上甑的最大概率值最高, 整层铺料操作的最大概率值最低。

由图 5 还可知, 3 类红外图像在形态上具有明显差异, 且在一定程度上降低了酒醅红外图像的数据维度, 但仍不能有效反映酒醅红外图像的本质特征, 直接使用灰

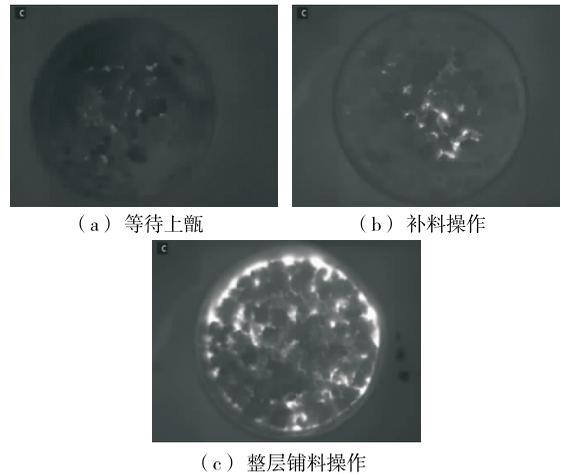


图 4 中值滤波效果图

Figure 4 Median filtering effect graph

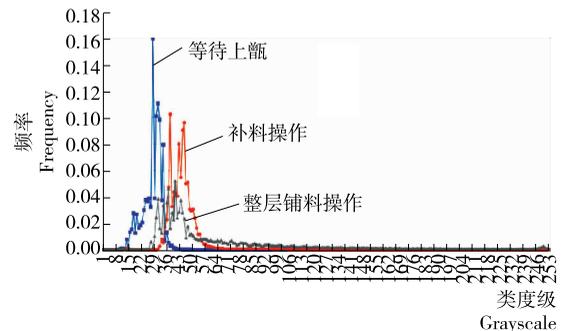


图 5 灰度直方图

Figure 5 Grayscale level histogram

度直方图训练探汽模型不能得到理想的探汽效果。

2.4 灰度直方图特征提取

根据特征公式提取灰度直方图特征, 如表 3 所示。

由表 3 可知, 蒸汽离酒醅表面越近, 红外图像白热化程度越高, 其图像整体越明亮、明暗更分明、纹理更复杂, 平均灰度、标准偏差、信息熵越大; 灰度直方图越不对称, 偏斜度越大, 像素值分布越离散, 灰度范围越大; 不同类红外图像间的特征值差异较大, 具有可区分性; 同类红外图像间的特征值差异较小, 具有可靠性。综上, 灰度直方图特征能够反映蒸汽上升情况, 且维度较低, 适合作为分类器的训练特征。

3 实验验证

采用上述方法, 共采集 776 张上甑红外图像样本, 依

表 3 特征列表(部分)
Table 3 Feature list (part)

标签	平均灰度 μ	标准偏差 σ	偏斜度 S	平滑度 R	图像一致性 G	信息熵 E	灰度范围	最大概率
等待上甑	30.614 20	165.997 1	7 127.382	245.978 9	27.661 40	-52.333	12	0.063 301
	30.629 22	140.799 8	5 307.288	245.873 4	32.235 84	-49.916	19	0.061 423
	36.230 83	116.630 3	3 521.370	244.720 1	42.591 04	-57.760	29	0.058 493
	36.289 51	116.649 9	3 549.732	244.482 9	42.648 01	-57.946	31	0.057 041
	35.965 66	118.148 1	3 577.664	244.680 2	42.761 30	-57.160	31	0.054 521
补料操作	44.671 90	254.158 1	21 664.620	246.810 1	53.906 88	-79.325	35	0.062 350
	44.973 75	250.477 3	20 490.630	246.470 3	54.051 24	-79.906	37	0.071 348
	47.520 69	298.013 3	33 272.860	246.755 7	56.724 08	-86.798	36	0.055 664
	47.666 25	291.136 2	30 445.680	246.676 6	57.837 85	-86.941	35	0.071 104
	45.111 38	297.441 1	33 717.100	246.956 0	49.154 02	-83.053	35	0.069 805
整层铺料操作	69.447 66	665.308 4	232 939.700	249.213 4	42.065 75	-160.494	39	0.056 667
	68.553 04	672.167 2	224 520.900	249.350 6	38.365 83	-159.570	39	0.052 015
	70.799 34	675.335 0	227 439.700	249.396 0	41.475 88	-164.518	39	0.055 570
	66.081 41	639.835 0	236 107.600	248.778 2	45.809 37	-149.642	42	0.053 975
	60.639 84	534.107 8	121 701.400	248.175 8	45.675 75	-132.161	42	0.053 529

据酿造师的经验将图像分为 3 类:等待上甑图像,共 212 张;补料操作图像,共 278 张;整层铺料图像,共 286 张。将所有图像转换为灰度直方图并提取特征,将 67%样本作为训练集,剩余 33%作为测试集,测试结果如表 4 所示。

表 4 训练与测试结果

Table 4 Training and test results

类别	训练样本数/张	测试样本数/张	正确识别率/%
等待上甑	152	60	98
补料操作	180	98	93
整层铺料操作	187	99	97
合计	519	257	96

由表 4 可知,SVM 的平均分类正确率达 96%,具有实用价值。其中等待上甑图像与整层铺料操作图像分类准确率高,补料操作分类准确率低,是由于不同的图像存在有相同或相似的灰度直方图。等待上甑图像无白热区域,无论是图像视觉特征还是灰度直方图统计特征都与其他图像差异较大,因此分类正确率最高;补料操作与整层铺料操作图像都有白热区域,某些图像的白热区域在视觉上表现为面积大小与分布位置不同,视觉效果差异明显。因而酿造师将其判断为不同类别,做出不同的上甑操作,而灰度直方图的差异比较小,导致 SVM 的分类出现误差。

由表 5 可知,支持向量机的探汽准确度远高于逻辑回归、线性判别分析等算法^[18],因此支持向量机算法更适合白酒探汽工艺,有助于提高探汽准确性。

表 5 分类模型对比

Table 5 Classification model comparison

算法	平均准确度	标准方差
逻辑回归 LR	0.831 502	0.152 458
线性判别分析 LDA	0.806 943	0.122 978
K 近邻 KNN	0.567 849	0.190 678
分类与回归树 CART	0.760 656	0.123 774
贝叶斯分类器	0.758 591	0.194 414
支持向量机 SVM	0.957 895	0.078 890

4 结论

试验通过采集酒醅表层的红外灰度图像间接获取温度分布信息,将探汽问题抽象为图像分类问题。为了避免前人阈值分割法存在的单一特征分类精度低的缺陷,采用多个特征作为分类依据,同时结合 SVM 算法引入人工探汽经验,极大地提高了探汽准确性和实用性。使用测试数据对探汽模型进行测试,正确率为 96%,达到“探汽上甑”工艺要求,能满足生产需求,对白酒上甑工艺实现自动化具有积极促进作用。试验通过灰度直方图提取特征时,丢失了像素坐标信息,使探汽结果不能直接用于引导上甑机器人完成铺料操作,铺料区域坐标信息的提取将是后续研究的重点。

参考文献

- [1] 仲凡晓,滕抗,范莽,等. 固态法白酒蒸馏试验及讨论[J]. 酿酒科技, 2008(4): 69-72.

(下转第 103 页)

表 7 淡水虾体内 Pb 污染与养殖水及水底沉积物的二元 Logistic 回归分析
Table 7 Binary Logistic regression analysis on the correlation between Pb pollution in freshwater shrimp and aquaculture water and bottom sediments

超标情况	养殖水 OR(95% CI)	P	水底沉积物 OR(95% CI)	P	养殖水×水底沉积物 OR(95% CI)	P
未超标	1.000		1.000		1.000	
超标	1.264(1.167,1.369)	0.026	2.370(1.860,3.960)	<0.000 1	1.015(1.005,1.025)	<0.000 1

Pb 污染的独立危险因素,且水底沉积物与养殖水体存在交互作用。

3 结论

通过检测湖南省淡水虾养殖基地的克氏原螯虾、养殖水和水底沉积物的 Pb 含量,结果表明:益阳作为湖南省最大的淡水虾养殖基地,无论是虾体内还是养殖环境中的 Pb 含量均较其他地区偏高。而淡水虾体内 Pb 含量分布具有差异性,虾体内 Pb 主要蓄积在头部,尾部平均含量较低;淡水虾生存环境中,虽然养殖水体 Pb 平均含量并不高,但水底沉积物中 Pb 平均浓度均超出国家环境检测标准(GB 2762),而克氏原螯虾 Pb 含量与水底沉积物 Pb 含量存在一定的正相关。试验仅针对湖南省淡水养殖的克氏原螯虾的重金属 Pb 污染情况及其与养殖环境之间的关系,对于淡水养殖的鱼虾类代表性有限。后续将开展淡水养殖其他生物的重金属污染进行相关的研究。

参考文献

- [1] 陆剑锋, 赖年悦, 成永旭. 淡水小龙虾资源的综合利用及其开发价值[J]. 农产品加工: 学刊, 2006, 10(47): 52, 63.
- [2] 吴佳, 纪雄辉, 朱坚, 等. 长株潭地区水环境重金属污染健康风险评价[J]. 湖南农业科学, 2018(1): 64-68.
- [3] 林承奇, 胡恭任, 于瑞莲. 福建九龙江下游潮间带沉积物铅污染

- 及同位素示踪[J]. 中国环境科学, 2015, 35(8): 2 503-2 510.
- [4] 吴春风, 刘弘, 方亚敏, 等. 上海市售克氏原螯虾中铅、镉污染及摄入量调查[J]. 环境与职业医学, 2010, 27(11): 650-656.
- [5] 施婕, 刘茂. 环境铅污染所致儿童健康风险评估方法探讨[J]. 中国工业医学杂志, 2009, 22(1): 31-34.
- [6] 王红梅, 吕世海, 钱岩, 等. 我国环境铅污染健康损害赔偿标准的研究[J]. 职业与健康, 2018, 34(9): 1 280-1 284.
- [7] 贺江, 易梦媛, 郝涛, 等. 小龙虾产品品质影响因素研究进展[J]. 食品与机械, 2019, 35(6): 232-236.
- [8] 周涛, 吴晓营, 罗海波, 等. 储藏温度对即食小龙虾品质及微生物菌群多样性的影响[J]. 食品与机械, 2019, 35(9): 141-146.
- [9] 徐思敏, 李招, 王建辉, 等. 湖南省淡水鱼加工产业现状及其发展路径[J]. 食品与机械, 2017, 33(6): 213-216.
- [10] 冯源. 重金属铅离子和镉离子在水环境中的行为研究[J]. 北方环境, 2013, 29(3): 87-93.
- [11] 和庆, 彭自然, 张晨, 等. 长三角地区池塘养殖水产品重金属污染情况及健康风险评估[J]. 农业环境科学学报, 2017, 36(6): 1 070-1 077.
- [12] 林承奇, 胡恭任, 于瑞莲. 福建九龙江下游潮间带沉积物铅污染及同位素示踪[J]. 中国环境科学, 2015, 35(8): 2 503-2 510.
- [13] 许秀艳, 谭丽, 郑晓燕, 等. 环境中铅化学形态分析研究进展[J]. 中国测试, 2015, 41(1): 40-45.

(上接第 83 页)

- [2] 石为人, 梁山, 谢昭莉, 等. 酒蒸馏操作过程特征知识的抽取[J]. 重庆大学学报: 自然科学版, 1998, 21(4): 117-122.
- [3] 赖登, 林东. 世界著名六大蒸馏酒工艺特点、香味特征的研究[J]. 酿酒, 2007(3): 106-110.
- [4] 杨一帆. 酿酒装甾过程智能检测与控制系统开发[D]. 沈阳: 东北大学, 2017: 23-25.
- [5] 张家双. 一种新型上甄机器人的设计和分析[D]. 天津: 天津理工大学, 2017: 24-25.
- [6] 李雷辉, 汪日伟, 温显斌. 基于红外视觉的智能装甾系统的撒料区域的高效检测算法设计[J]. 天津理工大学学报, 2018, 34(6): 49-53.
- [7] 王新宇. 基于红外图像处理的钢水测温方法研究[D]. 唐山: 华北理工大学, 2016: 6-8.
- [8] 李静, 高晓蓉, 杨凯. 基于 HOG 特征及 SVM 的机车车底螺栓检测方法[J]. 信息技术, 2016(3): 125-127, 135.
- [9] 宋小燕, 白福忠, 武建新, 等. 应用灰度直方图特征识别木材表面节子缺陷[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(3): 205-210.

- [10] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 121-126.
- [11] 赵志勇. Python 机器学习算法[M]. 北京: 电子工业出版社, 2017: 63-67.
- [12] 王春普, 文怀兴, 王俊杰. 基于机器视觉的大枣表面缺陷检测[J]. 食品与机械, 2019, 35(7): 168-171.
- [13] 邱光应, 彭桂兰, 陶丹, 等. 基于决策树支持向量机的苹果表面缺陷识别[J]. 食品与机械, 2017, 33(9): 131-135.
- [14] 周杰. 非线性相关滤波器组和稀疏表示的人脸识别算法研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2018: 19-21.
- [15] 刘静, 管晓, 易翠平. 近红外光谱技术结合支持向量机对食用醋品牌溯源的研究[J]. 食品与机械, 2016, 32(1): 38-40.
- [16] 田流芳. 基于中值滤波和小波变换的图像去噪算法研究[D]. 保定: 河北大学, 2014: 14-16.
- [17] 代少升, 徐洪, 刘琴, 等. 基于人眼视觉特性的红外图像增强算法[J]. 半导体光电, 2016, 37(1): 115-118.
- [18] 殷廷家, 杨正伟, 国婷婷, 等. 基于伏安电子舌的枸杞产地快速辨识[J]. 食品与机械, 2019, 35(5): 116-122.