

最小二乘支持向量机在对羟基苯甲酸甲酯钠 荧光检测中的应用

王书涛, 张彩霞*, 王志芳, 张强, 马晓晴, 郑亚南

燕山大学电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004

摘要 对羟基苯甲酸甲酯钠是一种常见的食品添加剂,如果长时间食用或者超量食用会对人体造成一定的危害。采用 FS920 荧光光谱仪对对羟基苯甲酸甲酯钠橙汁溶液和水溶液进行检测,实验结果表明两者的特征峰发生了明显的变化。经分析得出,对羟基苯甲酸甲酯钠橙汁溶液的荧光光谱受到橙汁荧光特性干扰,一定浓度范围的溶液光谱图存在较大差距,对羟基苯甲酸甲酯钠浓度与荧光强度之间的关系复杂。为了精确地检测橙汁中对羟基苯甲酸甲酯钠的浓度,结合荧光光谱法与最小二乘支持向量机,建立了橙汁溶液中对羟基苯甲酸甲酯钠的检测模型,使用改进的粒子群优化算法得到影响模型性能的正则化参数和核函数。实验得到了较为理想的结果,与普通反向传播(BP)神经网络、基本粒子群寻参的最小二乘支持向量机等方法相比,该方法性能最优,得到的平均回收率为 97.05%,平均相对误差为 2.71%,均方根误差为 3.04%,模型输出与真实值之间的相关系数是 0.9999。该方案可以做为橙汁中对羟基苯甲酸甲酯钠浓度的精确检测方法。

关键词 光谱学; 荧光光谱; 对羟基苯甲酸甲酯钠; 粒子群优化算法; 最小二乘支持向量机

中图分类号 O433.4 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP54.073001

Application of Least Squares Support Vector Machine in Fluorescence Detection of Sodium Methylparaben

Wang Shutao, Zhang Caixia, Wang Zhifang, Zhang Qiang,
Ma Xiaoping, Zheng Ya'nan

School of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China

Abstract Sodium methylparaben is a common food additive, and long-period or excessive ingestion will do harm to the human body. An FS920 fluorescence spectrometer is used to detect sodium methylparaben in orange juice and aqueous solutions. The experimental results show that the characteristic peaks of the orange juice and the aqueous solutions have obvious difference. It is inferred that the interference is mainly from the fluorescence characteristics of orange juice. There exists notable difference between the two solutions with certain concentration range of sodium methylparaben, and the relationship between the relative fluorescence intensity and the sodium methylparaben concentration is complex. Therefore, in order to accurately detect the content of sodium methylparaben in orange juice, fluorescence spectroscopy and least squares support vector machine are combined to establish a model to detect sodium methylparaben in orange juice, and the regularization parameter and the kernel function are obtained with the improved particle swarm optimization algorithm. Compared with ordinary back-propagating (BP) neural network and least squares support vector machine based on particle swarm optimization, the model proposed has optimal performance, the average recovery rate is 97.05%, the average relative error is 2.71%, the root mean square error is about 3.04%, and the correlation coefficient between the model output and the real value is about 0.9999. This method can be used for accurate determination of sodium methylparaben in orange juice.

收稿日期: 2017-01-18; **收到修改稿日期:** 2017-02-24

基金项目: 国家自然科学基金(61471312)、河北省自然科学基金(F2015203240)

作者简介: 王书涛(1978—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事环境多参量、光电检测和光子晶体光纤等方面的研究。

E-mail: wangshutao@ysu.edu.cn

* 通信联系人。E-mail: 184605729@qq.com

Key words spectroscopy; fluorescence spectra; sodium methylparaben; particle swarm optimization algorithm; least squares support vector machine

OCIS codes 300.6280; 060.4256; 040.1880

1 引言

人们对食物的要求随着社会进步与经济发展不断提高,尤其是对口感的要求,因此各种食品添加剂被广泛应用于食品之中,食品防腐剂也不例外。在食品制造过程中一般会加入防腐剂,防腐剂的使用存在过量、超范围、添加非食品级防腐剂等问题,长期或过量食用会对人体产生危害^[1]。

对羟基苯甲酸酯是一种常见的防腐剂,该物质不易挥发、杀菌能力强、比较稳定、毒性较低且适用 pH 范围较宽,常应用于食品、饮料、化妆品和医药等行业^[2-3]。国家食品安全标准 GB 2760-2014 要求对羟基苯甲酸甲酯及其钠盐在饮品中的最大使用量为 $0.25 \text{ g} \cdot \text{L}^{-1}$ 。常用的对羟基苯甲酸甲酯检测途径有薄层色谱法、毛细管电泳法、气相色谱法及其联用技术、高效液相色谱法及其联用技术、荧光光谱技术等^[4-6]。从实验处理、检测复杂度、所用时间等参数来看,荧光光谱技术与其他几种方法相比前期处理简单,检测方便、快捷,且准确度和灵敏度较高^[7],在食品检测方面具有广泛应用^[8-9]。

支持向量机(SVM)是继神经网络之后一种比较高效优越的算法,该算法能避免经验非线性方式的过拟合、局部最优等问题,且具有较强的泛化能力,尤其在处理小样本时优势更为明显,在模式识别、回归分析、故障诊断等领域得到了广泛应用^[10]。最小二乘支持向量机(LSSVM)是在 SVM 基础之上的改善算法,用等式约束代替原来的不等式约束,将原来的二次规划问题转换成线性方程组的求解,收敛精度有所提高,且提升了运行速度,简化了模型^[11]。

本文通过粒子群优化(PSO)算法得到 LSSVM 的参数,然后建立训练模型,对橙汁中对羟基苯甲酸甲酯钠的浓度进行预测,最后分析实验结果。实验结果表明此方法的回收率比较高,是一种较准确的浓度检测方案。

2 基本原理

2.1 LSSVM

LSSVM 的基本流程是找到输入空间到输出空间的非线性映射函数,然后利用该函数将训练数据集映射到高维特征空间,最后在该空间对原始问题进行回归分析^[12]。选取训练数据点集 $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, l$, $x_i \in \mathbf{R}^d$ 作为输入量, d 为 x_i 的维数, $y_i \in \mathbf{R}^d$ 代表输出量, l 是数据点集的总数。则回归函数为

$$f(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\omega} \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) + b, \quad (1)$$

式中 $f(\mathbf{x})$ 近似表示输入 \mathbf{x} 对应的函数值 \mathbf{y} , 输出 \mathbf{y} 是由 y_i 组成的向量, 输入 \mathbf{x} 是由 x_i 组成的向量, $\boldsymbol{\omega}$ 为权向量, b 为偏差, 非线性映射函数 $\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x})$ 将 \mathbf{x} 映射到一个高维特征空间中, 按结构风险最小化原则, LSSVM 的优化目标可表示为

$$\begin{cases} \min \left(\frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^l e_i^2 \right) \\ \text{s.t. } \rightarrow y_i = \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(x_i) + b + e_i, i = 1, 2, \dots, l \end{cases}, \quad (2)$$

式中 e_i 为误差; $\mathbf{e} \in \mathbf{R}^{l \times 1}$ 为 e_i 组成的误差向量; γ 为正则化参数。引入拉格朗日乘子 $\alpha_i, \alpha_i \in \mathbf{R}^{l \times 1}$, 则对偶问题的拉格朗日多项式为

$$\min(J) = \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^l e_i^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i [\boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(x_i) + b + e_i - y_i], \quad (3)$$

式中 J 为加入拉格朗日乘子后的优化目标函数。

由 KKT(Karush-Kuhn-Tucker)条件可得:

$$\begin{cases} \frac{\partial J}{\partial \omega} = \omega \rightarrow \sum_{i=1}^l \alpha_i \varphi(x_i) = 0 \\ \frac{\partial J}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^l \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial J}{\partial e_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = \gamma e_i, i = 1, 2, \dots, l \\ \frac{\partial J}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow \omega^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i = 0, i = 1, 2, \dots, l \end{cases}, \quad (4)$$

因此要求的问题转化为求解线性方程组

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{I}^T \\ \mathbf{I} & \mathbf{A} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中 $\mathbf{I} = [1, 2, \dots, l]^T$, $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_l]^T$, $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_l]^T$, $\mathbf{A} = \mathbf{Z}\mathbf{Z}^T + \gamma^{-1}\mathbf{I}$, $\mathbf{Z} = [\varphi(x_1), \varphi(x_2), \dots, \varphi(x_l)]^T$, $i = 1, 2, \dots, l$ 。回归模型表示为

$$y_i = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x_i, \mathbf{x}) + b, \quad (6)$$

式中 $K(x_i, \mathbf{x})$ 是模型的核函数, 在回归模型中选用径向基函数(RBF)作为核函数, 即:

$$K(x_i, \mathbf{x}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (7)$$

式中 σ 为核宽度。

LSSVM 在收敛速度和精度方面都比传统 SVM 有所提高, LSSVM 模型最重要的就是正则化参数 γ 和核参数 σ , 因此, 怎样选到性能好的参数是 LSSVM 进行建模时首先要考虑的问题^[13]。一般而言, 参数选取没有系统的规律可循。在实际中大多依据经验来选定参数, 但这容易产生因参数选择不当而造成预测精度不高的风险, 且浪费大量时间与精力。PSO 算法是近年发展起来的一种新型全局优化方法, 该算法收敛速度快、容易实现且能达到全局收敛的效果, 是一种较好的参数选取方式^[14]。

2.2 PSO 算法

PSO 算法是群体智能的计算技术, 应用于数据分类、网络预测等多种领域。设在 d 维搜索空间中, 第 i 个微粒的位置为 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$, 其速度为 $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 。通过目标函数的结果比较, 确定 t 时刻每个微粒所经过的最佳位置 $\mathbf{P}_{i_pbest} = (p_{i1_pbest}, p_{i2_pbest}, \dots, p_{id_pbest})$ 和群体目前找到的最优位置 $\mathbf{P}_{i_gbest} = (p_{i1_gbest}, p_{i2_gbest}, \dots, p_{id_gbest})$, 然后更新各微粒的位置和速度^[15], 更新公式为

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1), j = 1, 2, \dots, d, \quad (8)$$

$$v_{i,j}(t+1) = \omega v_{i,j}(t) + c_1 \text{rand}[p_{i,j} - x_{i,j}(t)] + c_2 \text{rand}[p_{i,j} - x_{i,j}(t)], \quad (9)$$

式中 $x_{i,j}(t+1)$ 表示第 i 个微粒、第 j 维的位置, $v_{i,j}(t+1)$ 表示第 i 个微粒、第 j 维的速度, ω 为惯性权值, 作用是调控 $v_{i,j}(t)$ 对 $v_{i,j}(t+1)$ 的影响, rand 为 0~1 范围的随机数, c_1, c_2 为加速因子。PSO 算法计算过程如图 1 所示。

PSO 算法简单易实现, 寻优中利用个体和群体信息两个极值, 不依赖于具体问题, 能对参数进行自动搜索和确定, 提高模型的预测准确率。使用改进的 PSO(IPSO) 算法进行寻优, 根据迭代次数不同调整权重, 使得模型不易陷入局部最优, 达到高效搜索^[16], 其中惯性权值 ω 的计算公式为

$$\omega = \omega_1 + (\omega_2 - \omega_1) \frac{T_m - a}{T_m}, \quad (10)$$

式中 ω_1 为惯性权值的最小值, ω_2 为最大值, a 为此时的进化代数, T_m 为最大进化代数。IPSO-LSSVM 建模流程如图 2 所示。

3 实验过程

实验所用 FS920 荧光光谱仪的波长范围为 200~900 nm, 信噪比为 6000。设置光谱仪的激发波长为

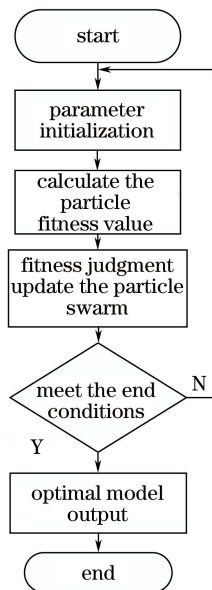


图 1 PSO 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of PSO algorithm

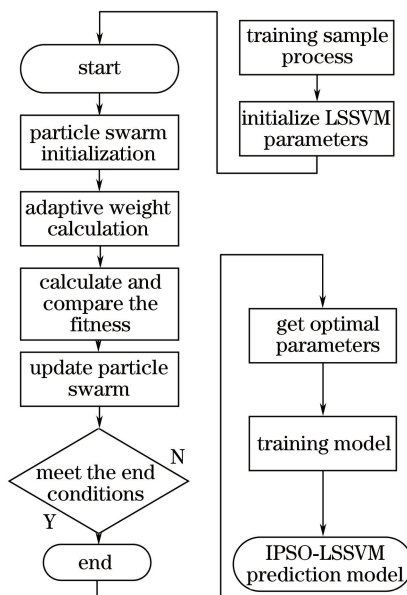


图 2 IPSO-LSSVM 建模流程图

Fig. 2 Flow chart of IPSO-LSSVM modeling

300~500 nm, 间隔为 5 nm, 发射波长为 300~700 nm, 间隔为 2 nm, 激发和发射的狭缝均设置为 2.8 mm。从大型超市购买新鲜橙子, 然后用榨汁机榨取橙汁, 选取橙汁中的上层澄清液体, 倒入干净的量杯中作为实验溶液。然后用天平称取 2 g 分析纯对羟基苯甲酸甲酯钠固体, 溶于 500 mL 橙汁实验溶液中并充分振荡搅拌得到质量浓度为 $4.0 \text{ g} \cdot \text{L}^{-1}$ 的样本, 最后稀释得到质量浓度为 $0.01 \sim 4.0 \text{ g} \cdot \text{L}^{-1}$ 的 43 个橙汁溶液实验样本。选取光谱仪激发波长为 300~500 nm, 发射波长为 400~700 nm。

对羟基苯甲酸甲酯钠在水溶液中质量浓度为 $0.2 \text{ g} \cdot \text{L}^{-1}$ 时, 其荧光光谱如图 3 所示, 对羟基苯甲酸甲酯钠溶液在 $\lambda_{\text{ex}}/\lambda_{\text{em}} = 380 \text{ nm}/510 \text{ nm}$ (λ_{ex} 为激发波长, λ_{em} 为发射波长) 时存在荧光特征峰, 因此选择最佳激发波长 $\lambda_{\text{ex}} = 380 \text{ nm}$ 。由图 3 可以看出, 在 $\lambda_{\text{ex}}/\lambda_{\text{em}} = 340 \sim 400 \text{ nm}/360 \sim 430 \text{ nm}$ 附近存在瑞利散射峰, 这是由于物质浓度较低, 受水的干扰引起的现象^[17]。质量浓度为 $0.06 \text{ g} \cdot \text{L}^{-1}$ 的对羟基苯甲酸甲酯钠橙汁溶液荧光光谱如图 4 所示, 可以看出 $\lambda_{\text{ex}}/\lambda_{\text{em}} = 440 \text{ nm}/530 \text{ nm}$ 处荧光最强, 包含特征信息最多, 因此选择最佳激发波

长 $\lambda_{ex}=440\text{ nm}$ 。与水溶液相比,橙汁溶液中的激发峰由 380 nm 右移到 440 nm 处,而且相对荧光强度由水溶液中最高值 700 以上增加到橙汁溶液中最高值 1200 左右。这是由于橙汁自身是一种能受激发产生荧光的物质,实验过程难免受到橙汁的干扰,增加了橙汁中对羟基苯甲酸甲酯钠浓度的检测难度。

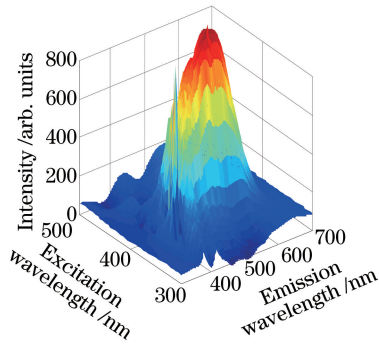


图 3 水溶液中对羟基苯甲酸甲酯钠荧光光谱图

Fig. 3 Fluorescence spectra of sodium methylparaben in aqueous solution

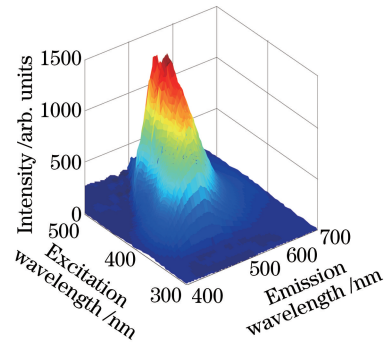


图 4 橙汁溶液中对羟基苯甲酸甲酯钠的荧光光谱图

Fig. 4 Fluorescence spectra of sodium methylparaben in orange juice solution

选取橙汁溶液中对羟基苯甲酸甲酯钠质量浓度为 $0.1, 0.6, 1.0, 2.0, 3.0, 4.0\text{ g}\cdot\text{L}^{-1}$ 的实验样本,它们在激发波长 $\lambda_{ex}=440\text{ nm}$ 时发射光谱和荧光强度的关系如图 5 所示。从图中可以看到,总体来说荧光强度是一个逐步递增的过程,但是荧光强度与浓度并不是简单的线性关系。因此选用 LSSVM 来分析两者之间的关系,进而检测物质浓度。

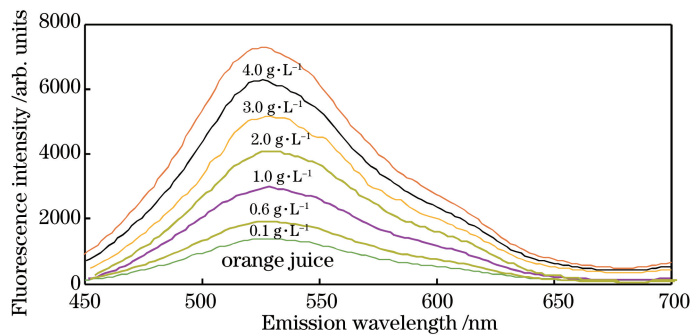


图 5 不同浓度羟基苯甲酸甲酯钠橙汁溶液与荧光强度的关系

Fig. 5 Relationship between the fluorescence intensity and sodium methylparaben orange juice solution with different concentrations

4 实验结果分析

采用 IPSO-LSSVM 建立模型,并与基本 PSO-LSSVM 和反向传播(BP)神经网络进行对比。三个模型的参数设置如下。

IPSO 参数初始化:PSO 参数 2 个,为 2 维。粒子群数目 20, $T_m=300$, $w_2=0.9$, $w_1=0.1$,加速因子 $c_1=c_2=1.5$,正则化参数 γ 范围为 $[1, 1000]$, σ 范围为 $[0.1, 10]$ 。PSO 参数设置:粒子群数目 20, $T_m=300$, $w=0.7$, $c_1=c_2=1.5$,正则化参数 γ 范围为 $[1, 1000]$, σ 范围为 $[0.1, 10]$ 。

检测过程:配制了不同质量浓度($0.01\sim 4.0\text{ g}\cdot\text{L}^{-1}$)的 43 个样本,从中选择 11 个样本作为预测样本,其余样本作为训练样本进行模型训练。11 个样本的质量浓度分别为 $0.05, 0.065, 0.08, 0.095, 0.20, 0.35, 0.50, 0.65, 0.95, 1.0, 2.0\text{ g}\cdot\text{L}^{-1}$ 。网络的输出为预测浓度。11 个样本的模型输出值与真实值的拟合如图 6 所示,IPSO-LSSVM 模型的输出与真实值之间最大相关系数为 0.9999,输出值最接近真实值。输出值与真实值相对误差如图 7 所示,IPSO-LSSVM 模型的相对误差最小值为 1.43%,最大值为 6.0%。从图 7 可以看到,除去第二个样本,该模型相对误差都是小于等于其他模型的。表 1 列出了预测输出结果,PSO-LSSVM 回收率不及 BP 神经网络高,但是两个误差项均小于 BP 神经网络。IPSO-LSSVM 模型三项指标均优于其他模型,较好地证明了此方法的优越性。

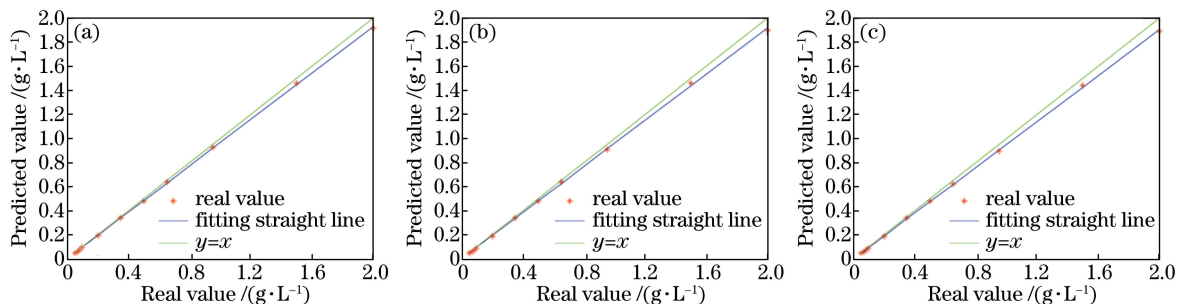


图 6 三种模型真实值与预测值的拟合图。(a) IPSO-LSSVM 模型;(b) PSO-LSSVM 模型;(c) BP 神经网络模型

Fig. 6 Fitting graphs of the real and predicted values of the three models.

(a) IPSO-LSSVM model; (b) PSO-LSSVM model; (c) BP neural network model

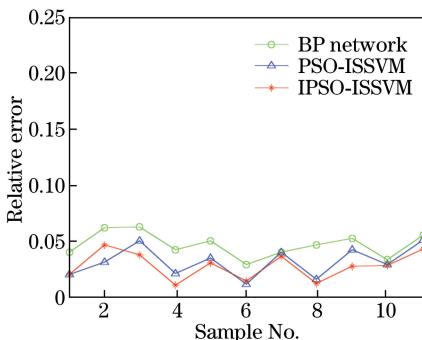


图 7 三种模型的相对误差对比

Fig. 7 Comparison of relative errors of the three models

表 1 三种模型预测结果的对比

Table 1 Comparison of the three models prediction results

Algorithm	Root mean square error / %	Average relative error / %	Average recovery rate / %
IPSO-LSSVM	3.04	2.71	97.05
PSO-LSSVM	3.60	3.49	96.19
BP neural network	4.24	4.62	94.96

5 结 论

利用荧光光谱仪观察不同浓度对羟基苯甲酸甲酯钠橙汁溶液的光谱图可以发现,光谱强度和浓度之间存在复杂的关系。利用 LSSVM 建立未知浓度和荧光强度的回归模型,先将数据代入模型进行训练,进而进行预测,其中影响模型的关键参数选用 IPSO 算法获得。结果显示,IPSO-LSSVM 模型性能比 PSO-LSSVM 模型和 BP 神经网络算法更优,对 11 个预测样本的平均回收率最高为 97.05%,平均相对误差最小为 2.71%,均方根误差最小为 3.04%。IPSO-LSSVM 模型是一种比较准确的检测对羟基苯甲酸甲酯钠橙汁溶液浓度的方法。该方法在多种添加剂检测中的应用有待进一步研究。

参 考 文 献

- [1] Wang Li. Study on the simultaneous detection technique of five preservatives in foods[D]. Yangling: Northwest A & F University, 2012.
王 丽. 食品中五种常见防腐剂同时检测技术研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2012.
- [2] Qin Qingyun. Study of antiseptic application in toothpaste by sodium *p*-hydroxybenzoate [J]. Flavour Fragrance Cosmetics, 2009(4): 14-16.
覃青云. 对羟基苯甲酸酯钠盐在牙膏中防腐的应用研究[J]. 香料香精化妆品, 2009(4): 14-16.
- [3] Yue Qiang. Advances in human exposure of parabens[J]. Environment and Development, 2011, 23(3): 161-165.
岳 强. 对羟基苯甲酸酯在人体中的暴露研究进展[J]. 环境与发展, 2011, 23(3): 161-165.

- [4] Mu Guanwen, Li Guanghao. The introduction of food preservatives and their determination technology[J]. Food and Fermentation Industries, 2006, 32(10): 103-107.
牟冠文, 李光浩. 食品防腐剂的概况及其检测方法[J]. 食品与发酵工业, 2006, 32(10): 103-107.
- [5] Zhang Quanmei, Huang Jinyan, Wang Shouqing. Determination of p-hydroxy benzoic acid ethyl ester in pickles by ultrasonic extracting-gas chromatography[J]. Chemical Analysis and Meterage, 2012, 21(6): 85-87.
张全美, 黄锦燕, 王守卿. 超声提取-毛细管气相色谱法检测酱腌菜中对羟基苯甲酸酯[J]. 化学分析计量, 2012, 21(6): 85-87.
- [6] Zheng Jinqi, Han Jiayi, Li Huilin. Determination of content and related substances of methylparaben sodium by HPLC[J]. Chinese Journal of Modern Applied Pharmacy, 2012, 29(1): 72-76.
郑金琪, 韩加怡, 李会林. HPLC测定对羟基苯甲酸甲酯钠的含量及有关物质[J]. 中国现代应用药理学, 2012, 29(1): 72-76.
- [7] Chen Guoqing. Studies on application of fluorescence spectroscopy in food safety supervision[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2010.
陈国庆. 荧光光谱技术在食品安全监控中的应用研究[D]. 无锡: 江南大学, 2010.
- [8] Tao Chunxian, Ruan Jun, Shu Shunpeng, *et al.* Detection of fried oil in edible oil based on three-dimensional fluorescence spectroscopy[J]. Chinese J Lasers, 2016, 43(1): 0115001.
陶春先, 阮俊, 舒顺朋, 等. 三维荧光光谱对食用植物油中煎炸油的检测[J]. 中国激光, 2016, 43(1): 0115001.
- [9] Xi Liuhua, Chen Guoqing, Zhu Zhuowei, *et al.* Determination of vintages of sesame flavor liquors by three-dimensional fluorescence spectroscopy[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(12): 123002.
奚留华, 陈国庆, 朱焯炜, 等. 基于三维荧光光谱测定芝麻香型白酒的年份[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(12): 123002.
- [10] Xiang Changsheng. Time series combination prediction model based on support vector machine[D]. Changsha: Hunan Agricultural University, 2011.
向昌盛. 基于支持向量机的时间序列组合预测模型[D]. 长沙: 湖南农业大学, 2011.
- [11] Li Huanhuan, Lu Wei, Du Changwen, *et al.* Study on rapid and non-destructive detection of rice seed vigor based on photoacoustic spectroscopy combined with LS-SVR[J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(11): 1115003.
李欢欢, 卢伟, 杜昌文, 等. 基于光声光谱结合 LS-SVR 的稻种活力快速无损检测方法研究[J]. 中国激光, 2015, 42(11): 1115003.
- [12] Wang He, Hu Zhijian, Zhang Yihui, *et al.* Short-term prediction of wind power based on IPSO-LSSVM[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(24): 107-112.
王贺, 胡志坚, 张翌晖, 等. 基于 IPSO-LSSVM 的风电功率短期预测研究[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(24): 107-112.
- [13] Liu Jinsong, Yuan Sicong, Jiang Xiangkui, *et al.* Camera calibration based on PSO and LSSVM regression[J]. Opto-Electronic Engineering, 2010, 37(5): 47-51.
刘金颂, 原思聪, 江祥奎, 等. 基于 PSO 和 LSSVM 回归的摄像机标定[J]. 光电工程, 2010, 37(5): 47-51.
- [14] Long Wen, Jiao Jianjun, Long Zuqiang. Control of chaos solely based on PSO-LSSVM without using an analytical model[J]. Acta Physica Sinica, 2011, 60(11): 110560.
龙文, 焦建军, 龙祖强. 基于 PSO 优化 LSSVM 的未知模型混沌系统控制[J]. 物理学报, 2011, 60(11): 110560.
- [15] Zhang Yuanzhi, Liu Yong, Hou Huayi, *et al.* Intrinsic tissue fluorescence spectrum recovery based on particle swarm optimization algorithm[J]. Chinese J Lasers, 2016, 43(5): 0504001.
张元志, 刘勇, 侯华毅, 等. 基于粒子群优化算法的生物组织固有荧光光谱复原方法[J]. 中国激光, 2016, 43(5): 0504001.
- [16] Zhen Hanbo, Wang Wei, Li Xiaogang, *et al.* Fault diagnosis method of power transformers using multi-class LS-SVM and improved PSO[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(11): 3424-3429.
郑含博, 王伟, 李晓纲, 等. 基于多分类最小二乘支持向量机和改进粒子群优化算法的电力变压器故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2014, 40(11): 3424-3429.
- [17] Wang Shutao, Chen Dongying, Hou Peiguo, *et al.* Determination of the sodium methylparaben content based on spectrum fluorescence spectral technology and GA-BP neural network[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(6): 1606-1610.
王书涛, 陈东营, 侯培国, 等. 基于荧光光谱技术和 GA-BP 神经网络的对羟基苯甲酸甲酯钠含量的测定[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(6): 1606-1610.