

基于近红外光谱的鲜味物质与鲜味强度检测

胡建¹, 冯耀泽^{1,2,3*}, 王益健¹, 黄结¹, 贾桂锋^{1,2}, 朱明^{1,2}¹华中农业大学工学院, 湖北 武汉 430070;²农业农村部长江中下游农业装备实验室, 湖北 武汉 430070;³华中农业大学交叉科学研究院, 湖北 武汉 430070

摘要 对近红外光谱(NIRS)分析技术结合化学计量学方法定量检测混合溶液中鲜味物质浓度及其鲜味强度的可行性进行探讨。以谷氨酸钠与肌苷酸二钠所构成的鲜味物质混合溶液为研究对象,获取不同鲜味强度的样本并采集其近红外光谱数据。基于偏最小二乘回归法结合竞争性自适应移动窗口区间组合(CMIC)新算法,以及多种常用变量优化算法分别建立混合溶液中鲜味物质浓度和混合溶液鲜味强度的检测模型。实验结果表明,最优的混合溶液中鲜味物质浓度和混合溶液鲜味强度检测模型均是基于 CMIC 算法建立的简化模型,预测决定系数分别为 0.8886、0.9182 和 0.8097。因此,NIRS 分析技术结合化学计量学方法可应用于定量检测混合溶液中鲜味物质浓度及其鲜味强度。

关键词 光谱学; 近红外光谱; 混合溶液; 鲜味物质; 鲜味强度; 竞争性自适应移动窗口区间组合算法

中图分类号 O657.33

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202242.0130002

Detection of Umami Substances and Umami Intensity Based on Near-Infrared Spectroscopy

Hu Jian¹, Feng Yaoze^{1,2,3*}, Wang Yijian¹, Huang Jie¹, Jia Guifeng^{1,2}, Zhu Ming^{1,2}¹College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan, Hubei 430070, China;²Key Laboratory of Agricultural Equipment in Mid-Lower Yangtze River, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Wuhan, Hubei 430070, China;³Interdisciplinary Sciences Research Institute, Huazhong Agricultural University, Wuhan, Hubei 430070, China

Abstract The feasibility of near infrared spectroscopy (NIRS) combined with stoichiometry for quantitative determination of umami substances and umami intensity in mixed solutions is discussed. The mixed solution of umami substance composed of monosodium glutamate and disodium inosinate is used as the research object to obtain samples of different umami intensity and collect their near-infrared spectral data. Based on the partial least squares regression method combined with the new competitive adaptive moving window interval combination (CMIC) algorithm, and a variety of commonly used variable optimization algorithms, the detection models of umami concentration and umami intensity in mixed solution are established. The experimental results show that the optimal detection models of umami concentration and umami intensity of mixed solution are simplified models based on CMIC algorithm, and the predictive determinations are 0.8886, 0.9182, and 0.8097, respectively. Therefore, the NIRS analysis technique combined with stoichiometry can be applied to quantitatively detect umami concentration and umami intensity in mixed solutions.

Key words spectroscopy; near-infrared spectroscopy; mixed solution; umami substances; umami intensity; competitive adaptive moving window interval combination algorithm

收稿日期: 2021-05-27; 修回日期: 2021-07-06; 录用日期: 2021-07-19

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项(2662020GXPY003,107-11041910103)

通信作者: *yaoze.feng@mail.hzau.edu.cn

1 引言

随着社会经济的快速发展和人们生活水平的不断提高,人们开始追求食品具有较好的滋味,而鲜味是食品滋味的重要组成部分之一。鲜味的概念最早由日本学者池田菊苗于 1980 年提出,在 20 世纪 80 年代被列为人的第五种味觉^[1-3],其是由特异性味觉受体结合鲜味物质后通过味觉神经纤维将所识别的信号传至大脑产生的味觉^[4]。鲜味物质包括氨基酸类、核苷酸类、肽类、有机酸类和有机碱类等物质^[5],其中谷氨酸钠(MSG)和肌苷酸二钠(IMP)是鲜味物质的代表。食品鲜味强度的检测方法包括滋味活性值(TAV)、味精当量(EUC)、感官评价和生物传感器检测等。TAV 常用来判断单一鲜味物质在某一体系中的滋味贡献^[6],EUC 用来表征鲜味氨基酸与鲜味核苷酸混合体系的鲜味强度^[7],两者均需要利用相应的检测方法检测食品中鲜味物质的浓度,现阶段常用的鲜味物质检测方法有高效液相色谱法^[8]、氨基酸分析仪法^[9]和旋光度法^[10]等。感官评价是需要由培训后的感官小组对食品进行评估,从而判定食品的鲜味强度^[11-13]。生物传感器检测则是通过特异性传感器对食品中的鲜味物质进行专一性响应,通过响应值来判定食品的鲜味强度^[14-16]。然而,这些检测方法虽然具备较高的精确度,但是存在价格昂贵、操作繁琐以及破坏样本等问题,因此开发出一种高效、快速且无损的检测方法对于食品中鲜味物质及其鲜味强度的检测具有重要的现实意义。

近红外光谱(NIRS)分析技术具有快速、无损和实时检测等优点,已被广泛应用于多种物质的分析检测^[17-18]。然而,由于近红外光谱中全波段变量数据存在大量的冗余信息,变量间可能存在一定的共线性关系。为了提升分析模型的效果,需要采用合适的特征波长变量筛选方法来选取特征波长以建立简化模型,现有常见的特征波长筛选方法包括波段筛选方法和波点筛选方法两大类。波段筛选方法以间隔偏最小二乘(iPLS)算法^[19]为代表,通过对全波段变量进行分段处理可以得到连续的特征波长变量。波点筛选方法则采用一定的搜索方法在建立剔除变量标准的基础上保留特征波长变量,常用方法包括竞争性自适应重加权采样(CARS)算法^[20]、无信息变量消除(UVE)算法^[21]、连续投影(SPA)算法^[22]和随机检验-偏最小二乘回归算法^[23]等。然而在实际建模分析中,iPLS 算法存在一定程度的过拟合问题^[24]。同时,iPLS 算法的区间划分不灵活,并

且只能对单个子区间进行建模,这会遗漏其他区间的有用信息。CARS 算法只基于单个波点进行建模分析,未考虑相邻变量间的协同作用^[25]。鉴于此,有必要开发新的算法以实现特征波长的筛选。

目前,NIRS 分析技术应用鲜味物质检测方面的研究极少,基于该技术对混合溶液中鲜味物质浓度和混合溶液鲜味强度定量检测的研究更是十分少见。本文研究了 NIRS 分析技术结合化学计量学方法定量检测混合溶液中鲜味物质浓度和混合溶液鲜味强度的可行性,以期为食品中鲜味物质浓度和食品鲜味强度的定量检测提供稳定且可靠的参考方法。同时,本文还提出了竞争性自适应移动窗口区间组合(CMIC)算法,该算法可以避免模型过拟合,在简化模型的同时能够提升鲜味物质浓度和鲜味强度的检测精度。

2 实验部分

2.1 实验样本

实验材料使用由上海源叶生物科技有限公司生产的谷氨酸单钠(MSG)和肌苷酸二钠(IMP),质量分数均为 99%,将样品保存在 4 °C 的条件下备用。配制后二元混合溶液的 EUC 分别为 0.05, 2.55, 5.05, 7.55, 10.05, 12.55, 15.05, 17.55, 20.05, 22.55 g/dL,每个 EUC 值下 MSG 与 IMP 的质量比例分别为 1:1、1:10、1:20、1:30 和 1:40。

2.2 光谱数据的采集

采用由美国赛默飞世尔科技公司生产的 Antaris II 型傅里叶变换近红外光谱仪以透射的方式来获取样本的近红外光谱数据,光谱采集的波数范围为 4000~10000 cm^{-1} ,分辨率为 4 cm^{-1} ,扫描次数为 64 次。采集光谱前,光谱仪预热 30 min,控制室内环境温度为(23±1)°C,对配置好的溶液样本及时采集光谱数据。为了表征光谱采集过程中的随机误差,每个样本均采集三次光谱。

2.3 数据分析方法

2.3.1 样本集的划分

本文采用光谱-理化值共生距离(SPXY)算法对样本集进行划分^[26],得到校正集的样本个数为 200 个,预测集的样本个数为 100 个。

2.3.2 检测模型的建立与评价

本文采用偏最小二乘回归(PLSR)算法^[27]来建立混合溶液中鲜味物质(MSG 与 IMP)浓度和混合溶液鲜味强度的检测模型。本文采用主成分数、校正决定系数 R_c^2 、校正均方根误差 RMSE_c、预测决定

系数 R_p^2 以及预测均方根误差 $RMSEP$ 对模型的预测性能和稳定性能进行评价。主成分数越少, 决定系数越接近于 1, 均方根误差越小, 说明模型的结构越简单, 预测精度越高^[28-29]。

2.3.3 特征波长的提取方法

由于近红外光谱中全波段光谱数据存在信息冗余等问题, 而过多的数据会造成模型复杂、计算量大和耗时长的问題, 所以对数据进行降维显得尤为重要。合适的特征波长选择算法不仅能减少计算量, 简化模型的复杂度, 还能提高模型性能。本文采用的特征波长提取方法包括 iPLS 算法、CARS 算法和 UVE 算法三种常用特征波长提取算法, 针对 iPLS 算法与 CARS 算法所存在的问题提出 CMIC 算法并对特征波长进行优选。

2.3.4 CMIC 算法的原理

CMIC 算法结合了 iPLS 算法和 CARS 算法两种算法的优点, 所以子区间的划分更为灵活, 而且充分考虑到相邻变量间的协同作用, 避免了其他区间有效信息的遗漏, 并引入了新的评价指标以避免过拟合。首先通过设定移动窗口的方式来划分子区间波段, 再通过蒙特卡洛采样将样本集随机划分为校正集和预测集, 在对各个子区间进行 PLSR 计算后, 以模型的交叉验证均方根误差 $RMSE_{cv}$ 为指标配合指数衰减函数保留 $RMSE_{cv}$ 值相对较小的子区间, 同时对保留子区间的波段组合进行 PLSR 计算, 以校正集均方根误差 $RMSE_c$ 与预测集均方根误差 $RMSEP$ 之和 $RMSE_{cp}$ 为新的评价指标, 最终选取 $RMSE_{cp}$ 值最小的子区间波段组合作为最优的变量子集。CMIC 算法的具体步骤如图 1 所示, 设置窗口长度为 1~32, 蒙特卡洛采样次数为 50 次, 其中 N 为样本集样本数目, P 为样本光谱波点数目, i 为蒙特卡洛采样次数。

3 结果与讨论

3.1 混合溶液的原始光谱分析

图 2 为混合溶液的原始光谱。从图 2 可以明显地观察到, 混合溶液的近红外光谱波形基本一致, 在 5300 cm^{-1} 和 6900 cm^{-1} 两波数处附近有明显的吸收峰, 其中 5300 cm^{-1} 波数处的吸收峰是由 C—H 键^[30]引起的, 6900 cm^{-1} 波数处的吸收峰与 O—H 键^[31]相关。

3.2 鲜味物质的浓度检测

3.2.1 MSG 浓度检测

采用 PLSR 方法来建立检测混合溶液中 MSG

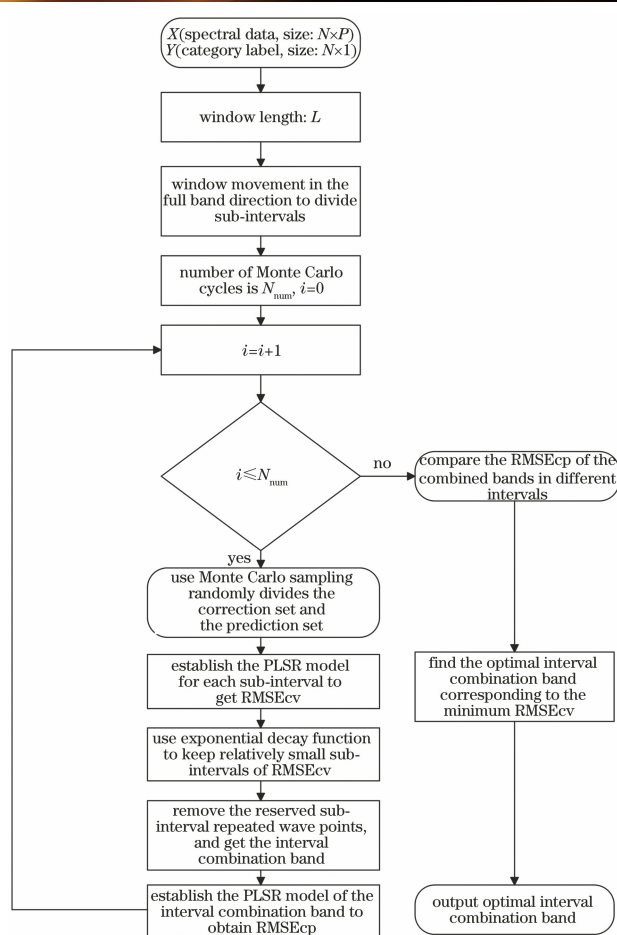


图 1 CMIC 算法的流程

Fig. 1 Flowchart of CMIC algorithm

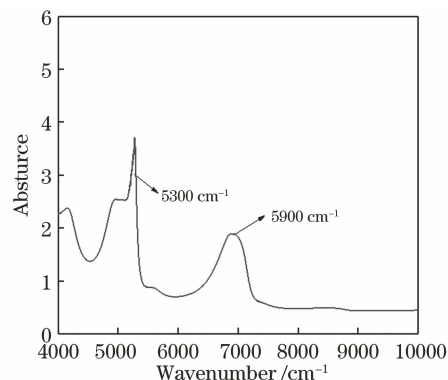


图 2 样本的原始光谱图

Fig. 2 Original spectrogram of sample

浓度的全波段模型和简化模型, 具体模型的性能如表 1 所示, 其中 PC 为主成分数。

从表 1 可以看到, 用于 MSG 浓度检测的全波段模型与基于 UVE 算法建立的简化模型的性能一般, 预测决定系数分别为 0.6113 和 0.5271; 基于 iPLS 算法、CARS 算法以及 CMIC 算法建立的简化模型的性能较好, 预测决定系数均大于 0.8, 预测均方根误差均小于 0.015 g/dL; 基于 CARS 算法与

表 1 不同 MSG 浓度检测模型的比较

Table 1 Comparison of different MSG concentration detection models

Algorithm	Number of variables	PC	R_c^2	R_p^2	RMSE _c / (g·dL ⁻¹)	RMSE _p / (g·dL ⁻¹)
Original	3112	20	0.7396	0.6113	0.0173	0.0204
iPLS	183	7	0.8608	0.8050	0.0127	0.0145
UVE	1767	20	0.6885	0.5271	0.0190	0.0225
CARS	73	14	0.9180	0.8793	0.0097	0.0114
CMIC	414	14	0.9096	0.8886	0.0102	0.0109

CMIC 算法建立的简化模型的性能相近,而且均优于基于 iPLS 算法建立的简化模型;基于 CMIC 算法建立的简化模型的预测决定系数为 0.8886,基于 CARS 算法建立的简化模型的预测决定系数仅为 0.8793;基于 CMIC 算法建立的简化模型的预测均方根误差与校正均方根误差的差值仅仅为 0.0007 g/dL,基于 CARS 算法建立的简化模型的预测均方根误差与校正均方根误差的差值约为其 2.5 倍。综上,基于 CMIC 算法建立的简化模型为最优简化模型,其不仅预测能力最优,而且模型的稳定性也最好,主成分数为 14, $R_c^2 = 0.9096$, RMSE_c

值为 0.0102 g/dL, $R_p^2 = 0.8886$, RMSE_p 值为 0.0109 g/dL。图 3 为 CMIC 算法选择变量的可视化过程。从图 3(a)可以看到,当窗口长度为 30 时,最优特征变量组合的 RMSE_p 值是最小的,即 RMSE_p 值为 0.0109 g/dL;从图 3(b)可以看到,在窗口长度为 30 的情况下,当蒙特卡洛的采样次数为 22 次时,对应的区间组合波段的 RMSE_{cp} 值是最小的,即 RMSE_{cp} 值为 0.0187 g/dL,此时对应的子区间保留数目与波点保留数目如图 3(c)所示。从图 3(d)可以看到,CMIC 算法所提取的区间组合波段数目为 5 个。

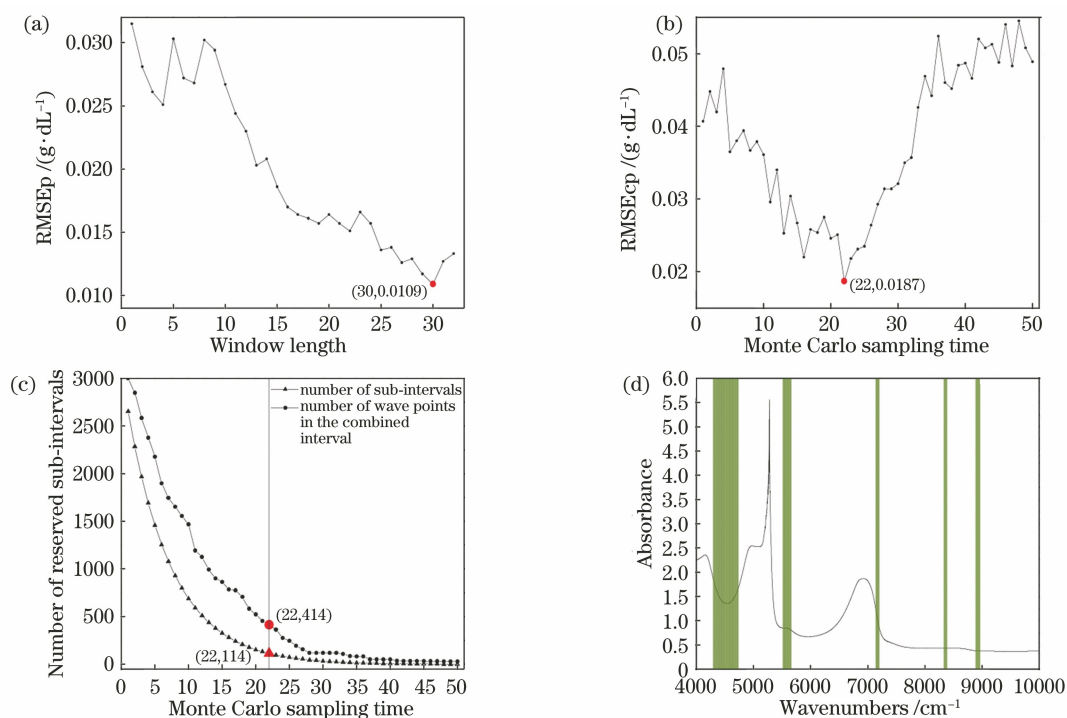


图 3 CMIC 算法提取 MSG 浓度的性能分析结果。(a)不同窗口长度下的变化趋势;(b)组合波段的变化趋势;(c)子区间保留数目的变化趋势;(d) CMIC 算法所提取的特征变量

Fig. 3 Performance analysis results of MSG concentration extracted by CMIC algorithm. (a) Variation trend under different window lengths; (b) variation trend of combined bands; (c) variation trend of number of reserved sub-intervals; (d) feature variables extracted by CMIC algorithm

从表 1 可以看到,基于 iPLS 算法与 CARS 算法建立的简化模型在建模过程中所用的变量个数较

少,分别为 183 个和 73 个,这是因为 iPLS 算法只对单个子区间进行建模,所以遗失了在其他区间的有

效信息;CARS 算法是对单个波点进行建模,未考虑到相邻变量间的协同作用,所提取的特征变量多为不连续的波点;CMIC 算法所提取的特征变量数目为 414 个,这是因为 CMIC 算法基于子区间来筛选特征变量,并且基于所保留子区间的波段组合进行建模。从图 3(d) 可以看到,CMIC 算法所提取的特征变量为 5 个连续波段,不仅仅解决了 iPLS 算法遗

失其他区间有效信息的问题,同时也充分考虑了相邻变量之间的协同作用,并且其所提取的波段数目远远小于 CARS 算法。

3.2.2 IMP 浓度检测

采用 PLSR 方法来建立检测混合溶液中 IMP 浓度的全波段模型和简化模型,具体模型的性能如表 2 所示。

表 2 不同 IMP 浓度检测模型的性能比较

Table 2 Comparison of different IMP concentration detection models

Algorithm	Number of variables	PC	R_c^2	R_p^2	RMSEc / (g·dL ⁻¹)	RMSEp / (g·dL ⁻¹)
Original	3112	16	0.7834	0.7272	0.1087	0.1302
iPLS	195	7	0.9006	0.8788	0.0737	0.0868
UVE	1368	19	0.9398	0.9087	0.0573	0.0753
CARS	85	20	0.9446	0.9103	0.0550	0.0747
CMIC	602	13	0.9239	0.9182	0.0644	0.0713

从表 2 可以看到,用于 IMP 浓度检测的全波段模型的预测决定系数仅为 0.7272,基于 iPLS 算法、UVE 算法、CARS 算法以及 CMIC 算法建立的简化模型的性能均优于全波段模型,预测决定系数均大于 0.87,预测均方根误差均小于 0.087 g/dL;与用于 MSG 浓度检测的简化模型的性能相似,用于 IMP 浓度检测的简化模型中,基于 UVE 算法、CARS 算法以及 CMIC 算法建立的简化模型的性能相近,三者性能均优于基于 iPLS 算法;基于 CMIC 算法建立的简化模型的预测决定系数最高为 0.9182;基于 CMIC 算法建立的简化模型的预测均方根误差与校正均方根误差的差值为 0.0069 g/dL,

基于 UVE 算法和 CARS 算法与所建立简化模型的预测均方根误差与校正均方根误差的差值分别为 0.018 g/dL 和 0.0197 g/dL,远高于 0.0069 g/dL。综上,用于 IMP 浓度检测的简化模型中,基于 CMIC 算法建立的简化模型的预测能力和稳定性最优,其校正集和预测集的样本真实值与预测值的散点图如图 4 所示,其主成分数为 13, $R_c^2=0.9239$,RMSEc 值为 0.0644 g/dL, $R_p^2=0.9182$,RMSEp 值为 0.0713 g/dL。CMIC 算法所提取的特征变量如图 4(b) 所示,可以看到所提取的特征波段数目为 8 个,数目远小于 CARS 算法,并且有效提取了不同子区间所含有的有用信息。

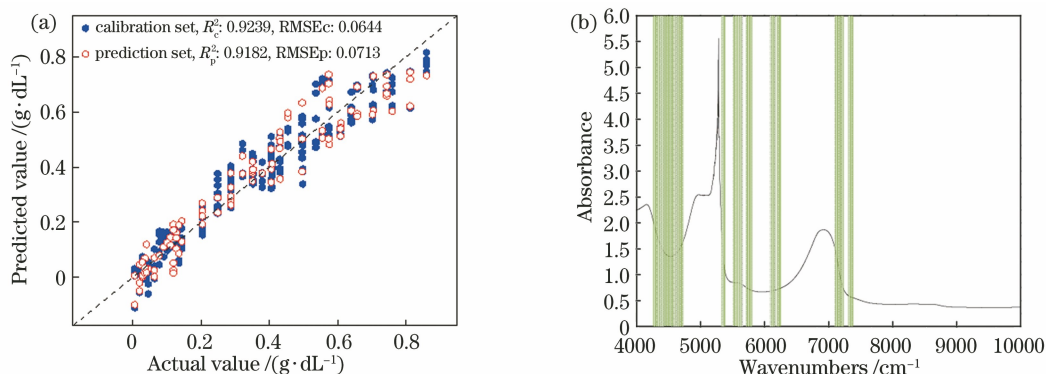


图 4 CMIC 算法提取 IMP 浓度的性能分析结果。(a) 混合溶液中 IMP 浓度检测验证的散点图;
(b) CMIC 算法所提取的特征变量

Fig. 4 Performance analysis results of IMP concentration extracted by CMIC algorithm. (a) Scatter diagram for verification of IMP concentration detection in mixed solution; (b) feature variables extracted by CMIC algorithm

3.3 鲜味强度检测

采用 PLSR 算法来建立检测混合溶液中 EUC

值的全波段模型和简化模型,具体模型的性能如表 3 所示。

表 3 不同 EUC 值检测模型的比较

Table 3 Comparison of different EUC value detection models

Algorithm	Number of variables	PC	R_c^2	R_p^2	RMSEc / (g·dL ⁻¹)	RMSEp / (g·dL ⁻¹)
Original	3112	12	0.7534	0.7596	3.4955	3.6533
iPLS	283	10	0.8382	0.7840	2.8319	3.4625
UVE	1476	14	0.7948	0.7930	3.1889	3.3899
CARS	73	14	0.8585	0.8022	2.6476	3.3137
CMIC	417	14	0.8393	0.8097	2.8221	3.2506

从表 3 可以看到,用于 EUC 值检测的全波段模型与基于 iPLS 算法和 UVE 算法建立的简化模型的性能一般,预测决定系数均小于 0.8;基于 CARS 算法以及 CMIC 算法建立的简化模型的性能较好,预测决定系数均大于 0.8,其中基于 CMIC 算法建立的简化模型的预测决定系数最大,值为 0.8097;基于 CMIC 算法建立的简化模型的预测均方根误差与校正均方根误差的差值为 0.4285 g/dL,基于 CARS 算法建立的简化模型的预测均方根误差与校正均方根误差的差值约为其 1.5 倍;基于 CMIC 算

法建立的简化模型的预测能力最优,并且模型的稳定性最好,其校正集和预测集样本的真实值与预测值的散点图如图 5(a)所示,其主成分数为 14, $R_c^2 = 0.8393$, RMSEc 值为 2.8221 g/dL, $R_p^2 = 0.8097$, RMSEp 值为 3.2506 g/dL。CMIC 算法所提取的特征变量如图 5(b)所示,可以看到所提取的特征波段数目为 6 个,表明 CMIC 算法不仅确保了其他子区间的有效信息未被遗漏,同时也控制了所提取的特征波段总数目。

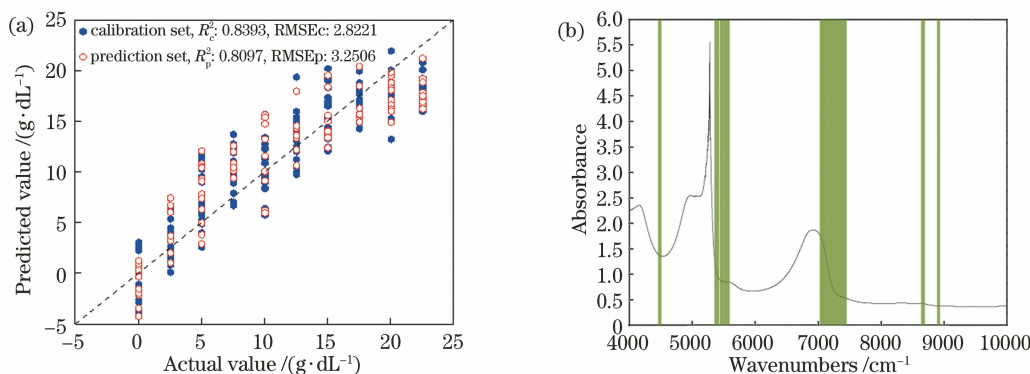


图 5 CMIC 算法提取 EUC 值的性能分析结果。(a) 混合溶液中 EUC 值检测验证的散点图;
(b) CMIC 算法所提取的特征变量

Fig. 5 Performance analysis results of extracting EUC values by CMIC algorithm. (a) Scatter diagram for verification of EUC value in mixed solution; (b) feature variables extracted by CMIC algorithm

4 结 论

以 MSG 与 IMP 所构成的鲜味物质混合溶液为研究对象,将 NIRS 分析技术结合化学计量学方法应用于混合溶液中鲜味物质(MSG 与 IMP)浓度和混合溶液鲜味强度的快速检测。针对现有特征变量提取算法存在的缺点,本文提出了新 CMIC 算法,采用该算法对检测混合溶液中鲜味物质(MSG 与 IMP)浓度和混合溶液鲜味强度的模型进行简化和优化。研究结果表明,NIRS 分析技术结合化学计量学方法能够应用在混合溶液中鲜味物质(MSG 与

IMP)浓度和混合溶液鲜味强度的快速准确定量检测;基于 CMIC 算法建立最优的混合溶液中鲜味物质(MSG 与 IMP)浓度和混合溶液鲜味强度检测的简化模型,对应的预测决定系数分别为 0.8886、0.9182 和 0.8097,预测均方根误差分别为 0.0109, 0.0713, 3.2506 g/dL。该算法有望成为混合溶液中鲜味物质浓度和混合溶液鲜味强度检测的快速分析算法之一,为后续食品中鲜味物质浓度和食品鲜味强度检测提供重要的参考方法;CMIC 算法能够有效提升简化模型的预测能力和稳定性,为光谱特征波段的筛选提供新的方法,并为便携式近红外鲜味

物质(MSG 与 IMP)浓度和鲜味强度快速检测仪中光源和检测器的选择提供了理论依据。

参 考 文 献

- [1] Moskowitz H R. Umami: a basic taste [M]// Kamamura Y, Kare M R. Appetite. New York: Marcel Dekker, Inc., 1987: 75-76.
- [2] Yuzo N, Masaya F. Peripheral neural basis for behavioural discrimination between glutamate and the four basic taste substances in mice[J]. Comparative Biochemistry and Physiology Part A: Physiology, 1989, 92(3): 371-376.
- [3] Yamamoto T, Matsuo R, Kiyomitsu Y, et al. Taste effects of 'umami' substances in hamsters as studied by electrophysiological and conditioned taste aversion techniques [J]. Brain Research, 1988, 451 (1/2): 147-162.
- [4] Gong J, Tao N P, Gu S Q. Overview of umami substance in food and its detection methods[J]. China Condiment, 2014, 39(1): 129-135.
龚骏, 陶宁萍, 顾赛麒. 食品中鲜味物质及其检测研究方法概述 [J]. 中国调味品, 2014, 39(1): 129-135.
- [5] Li X P, Xie X X, Zhu W H, et al. Research progress of umami substances and umami peptides in food[J]. Science and Technology of Food Industry, 2018, 39 (22): 319-327.
李学鹏, 谢晓霞, 朱文慧, 等. 食品中鲜味物质及鲜味肽的研究进展 [J]. 食品工业科技, 2018, 39(22): 319-327.
- [6] Ma J R, Pan T, Wang Z Y, et al. Analysis of taste components of traditional charcoal roast mutton[J]. Food Science and Technology, 2019, 44 (4): 110-116.
马建荣, 潘腾, 王振宇, 等. 传统炭烤羊肉特征滋味成分解析 [J]. 食品科技, 2019, 44(4): 110-116.
- [7] Yamaguchi S. The synergistic taste effect of monosodium glutamate and disodium 5'-inosinate [J]. Journal of Food Science, 1967, 32(4): 473-478.
- [8] Liu D Y, Liu H, Zhang Q Y, et al. Cumulative effect of main non-salt taste compounds on braised chicken brine during repeated braising [J]. Science and Technology of Food Industry, 2018, 39(19): 64-69, 75.
刘登勇, 刘欢, 张庆永, 等. 扒鸡卤汤反复煮制过程中主要非盐呈味物质的累积效应 [J]. 食品工业科技, 2018, 39(19): 64-69, 75.
- [9] Lin H B, Yu X Y, Fang J X, et al. Flavor compounds in Pixian broad-bean paste: non-volatile organic acids and amino acids[J]. Molecules, 2018, 23(6): 1299.
- [10] Yu F Z, Bo C M, Liu D Y. Research progress of umami substances in food [J]. Journal of Food Safety & Quality, 2020, 11(16): 5554-5561.
于芳珠, 薄存美, 刘登勇. 食品中鲜味物质研究进展 [J]. 食品安全质量检测学报, 2020, 11(16): 5554-5561.
- [11] Zhu Y W, Zhang N L, Jiang S, et al. The research progress on food umami perception [J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2021, 21(1): 1-16.
朱忆雯, 张宁龙, 姜水, 等. 食品鲜味感知研究进展 [J]. 中国食品学报, 2021, 21(1): 1-16.
- [12] Li S H, Wang J, Song C F, et al. Effects of different drying methods on physicochemical and sensory characteristics of instant scallop [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2011, 27(5): 373-377.
李书红, 王颀, 宋春风, 等. 不同干燥方法对即食扇贝柱理化及感官品质的影响 [J]. 农业工程学报, 2011, 27(5): 373-377.
- [13] Xu Y, Chen Y P, Deng S L, et al. Application of sensory evaluation, GC-ToF-MS, and E-nose to discriminate the flavor differences among five distinct parts of the Chinese blanched chicken [J]. Food Research International, 2020, 137: 109669.
- [14] Pang G C, Chen Q S, Hu Z H, et al. Advances in research on taste receptors and application prospects of taste sensors [J]. Food Science, 2017, 38(5): 288-298.
庞广昌, 陈庆森, 胡志和, 等. 味觉受体及其传感器研究与应用 [J]. 食品科学, 2017, 38(5): 288-298.
- [15] Wei X W, Qin C L, Gu C L, et al. A novel bionic *in vitro* bioelectronic tongue based on cardiomyocytes and microelectrode array for bitter and umami detection [J]. Biosensors and Bioelectronics, 2019, 145: 111673.
- [16] Wang G X, Sun J F, Yao Y, et al. Detection of inosine monophosphate (IMP) in meat using double-enzyme sensor [J]. Food Analytical Methods, 2020, 13(2): 420-432.
- [17] Hao Y, Wu W H, Shang Q Y, et al. Analysis model of oleic and linoleic acids in camellia oil via near-infrared spectroscopy [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(9): 0930004.
郝勇, 吴文辉, 商庆园, 等. 山茶油中油酸和亚油酸近红外光谱分析模型 [J]. 光学学报, 2019, 39(9): 0930004.
- [18] Liu Y D, Zhang Y, Xu H, et al. Detection of sugar content of pomegranates from different producing areas based on near-infrared spectroscopy [J].

- Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57 (1): 013002.
- 刘燕德, 张雨, 徐海, 等. 基于近红外光谱检测不同产地石榴的糖度[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(1): 013002.
- [19] Nørgaard L, Saudland A, Wagner J, et al. Interval partial least-squares regression (iPLS): a comparative chemometric study with an example from near-infrared spectroscopy [J]. Applied Spectroscopy, 2000, 54(3): 413-419.
- [20] Li H D, Liang Y Z, Xu Q S, et al. Key wavelengths screening using competitive adaptive reweighted sampling method for multivariate calibration [J]. Analytica Chimica Acta, 2009, 648: 77-84.
- [21] Centner V, Massart D L, de Noord O E, et al. Elimination of uninformative variables for multivariate calibration [J]. Analytical Chemistry, 1996, 68(21): 3851-3858.
- [22] Galvão R K H, Araújo M C U, Fragoso W D, et al. A variable elimination method to improve the parsimony of MLR models using the successive projections algorithm [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2008, 92(1): 83-91.
- [23] Li H D, Xu Q S, Liang Y Z. libPLS: an integrated library for partial least squares regression and discriminant analysis [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2018, 176: 34-43.
- [24] Poerio D V, Brown S D. Stacked interval sparse partial least squares regression analysis [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2017, 166: 49-60.
- [25] Li P, Zhou J, Jiang L W, et al. A variable selection approach of near infrared spectra based on window competitive adaptive reweighted sampling strategy [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39 (5): 1428-1432.
- 李跑, 周骏, 蒋立文, 等. 窗口竞争性自适应重加权采样策略的近红外特征变量选择方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(5): 1428-1432.
- [26] Tian H, Zhang L N, Li M, et al. Weighted SPXY method for calibration set selection for composition analysis based on near-infrared spectroscopy [J]. Infrared Physics & Technology, 2018, 95: 88-92.
- [27] Xu H, Liu Z C, Cai W S, Shao X G. A wavelength selection method based on randomization test for near-infrared spectral analysis [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2009, 97 (2): 189-193.
- [28] Xiao X, Ma J F, Ge F H, et al. Application of near-infrared spectroscopy for the rapid analysis of *Lonicerae Japonicae Flos* solution extracted by water [J]. Journal of Innovative Optical Health Sciences, 2014, 7(4): 1350063.
- [29] Katuwal S, Knadel M, Nørgaard T, et al. Predicting the dry bulk density of soils across Denmark: comparison of single-parameter, multi-parameter, and VIS-NIR based models [J]. Geoderma, 2020, 361: 114080.
- [30] Xiang L L, Li M H, Li J M, et al. Determination of wine original regions using information fusion of NIR and MIR spectroscopy [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(10): 2662-2666.
- 向伶俐, 李梦华, 李景明, 等. 近、中红外光谱法融合判定葡萄酒产地[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(10): 2662-2666.
- [31] Büning-Pfaue H. Analysis of water in food by near infrared spectroscopy [J]. Food Chemistry, 2003, 82 (1): 107-115.