

近红外光谱技术结合宽度学习系统 识别国外奶粉产地

乔继红*, 苑希岩, 吴静珠, 张慧妍, 余 乐

(北京工商大学人工智能学院, 北京 100048)

摘要: **目的** 利用傅里叶变换近红外光谱技术结合与宽度学习系统对国外奶粉进行产地识别。**方法** 采集荷兰、新西兰、澳大利亚、德国、法国、英国和爱尔兰 7 个国家 55 个奶粉样品的近红外光谱, 经过数据预处理、主成分分析降低数据维度和特征筛选, 构建基于宽度学习系统(broad learning system, BLS)的奶粉产地快速识别模型。**结果** 采用多元散射校正加 Savitzky-Golay 滤波的预处理效果最好, 与未做预处理相比, 准确率提高 14.55%, 主成分分析特征数大于 38, 识别效果最稳定。对荷兰、新西兰、澳大利亚和欧洲其他产地 4 类产地识别, 测试准确率达到 100.00%, 对样本做 7 类产地识别, 准确率达到 81.81%。相同条件下, 与支持向量机方法对比, 4 类产地识别, BLS 方法准确率比支持向量机方法高 9.10%, 7 类产地识别, 两者准确率相同。**结论** 本研究提出的基于 BLS 的方法可以较好实现国外奶粉产地识别, 为奶粉产地快速识别提供了新思路。**关键词:** 奶粉; 产地识别; 近红外光谱技术; 主成分分析; 宽度学习系统

Origin identification of foreign milk powder using near-infrared spectroscopy technology coupled with broad learning system

QIAO Ji-Hong*, YUAN Xi-Yan, WU Jing-Zhu, ZHANG Hui-Yan, YU Le

(College of Artificial Intelligence, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China)

ABSTRACT: Objective To identify the foreign milk powder's geographical origin by Fourier transform near-infrared spectroscopy technology coupled with broad learning system. **Methods** The near infrared spectra of 55 milk powder samples from 7 countries including the Netherlands, New Zealand, Australia, Germany, France, Britain and Ireland were collected. After preprocessing, dimensionality reducing by principal component analysis and feature screening, the data were used as the input of broad learning system (BLS) to establish a fast origin recognition model. **Results** The preprocessing effects of multivariate scattering correction with Savitzky-Golay filter was the best, and the accuracy was 14.55% higher than that without pretreatment. When the number of principal component analysis features was greater than 38, and the recognition effect was the most stable. For the identification of 4 geographical origins in the Netherlands, New Zealand, Australia and other European origin, the test accuracy was 100.00%, and the recognition accuracy of 7 geographical origins was 81.81%. Under the same conditions, compared with support vector machine, the accuracy of BLS method was 9.10% higher than that of

基金项目: 国家重点计划研发项目(2018YFD0101004-03)

Fund: Supported by the National Key Research and Development Program of China (2018YFD0101004-03)

*通信作者: 乔继红, 博士, 副教授, 主要研究方向为智能检测技术与数据处理。E-mail: qiaojh@btbu.edu.cn

*Corresponding author: QIAO Ji-Hong, Ph.D, Associate Professor, College of Artificial Intelligence, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China. E-mail: qiaojh@btbu.edu.cn

standard normal variate transform method for 4 types of origins recognition, and the accuracy of 7 types of origin recognition was the same. **Conclusion** The proposed method based on BLS can better realize the origin recognition of the foreign milk powder. It provides a new idea for the fast origin recognition of milk powder.

KEY WORDS: milk powder; origin identification; near-infrared spectroscopy; principal component analysis; broad learning system

0 引言

奶粉是婴幼儿成长期重要的营养来源,自 2008 年三聚氰胺事件后,进口奶粉需求逐年递增,2018 年 10 月至 2019 年 9 月进口婴儿奶粉在我国婴儿奶粉市场占有 62.0% 的份额^[1]。国外奶粉有很多品牌,来自不同奶源地,主要有欧洲、新西兰和澳大利亚等地。国内消费者倾向购买原产地为澳大利亚和新西兰的桶装奶粉^[2]。不同产地的奶粉由于自然条件的不同,其品质存在一定的差异。因此对国外奶粉进行产地识别,对消费者、产品经销商和管理部门来说都具有重要的经济价值。

奶粉的产地直接关系到奶粉品质,优质无污染奶源地奶粉更受消费者欢迎。谭凯燕等^[3]通过对奶粉中微量元素的测量并结合主成分分析(principal component analysis, PCA)和聚类方法进行国内奶粉产地识别,测量的元素数量多,且实验数据采集复杂,不利于快速检测。梁莉莉等^[4]采用稳定同位素质谱技术进行奶粉产地溯源,检测准确度高,但它是一种有损检测方法。近年来,近红外光谱技术凭借其快速、无损、绿色分析的特点在农产品安全与品质检测领域迅速成为热点技术,并且成功应用于大豆^[5]、板栗^[6]、花椒^[7]、胡椒^[8]、核桃^[9]、带鱼^[10]、海参^[11]、蜂蜜^[12]和葡萄酒^[13]等产地快速识别研究。也有学者利用近红外光谱技术,对食品成分进行研究^[14-16]。但奶粉组成成分复杂,且产地对奶粉品质的影响也较为复杂,如何结合近红外光谱技术建立快速、无损、准确的奶粉产地识别模型,尤其是面向国外奶粉产地进行鉴别,尚有待进一步研究。

宽度学习系统(broad learning system, BLS)^[17]是基于随机向量函数链接神经网络和单层前馈神经网络的一种单层增量式神经网络。相较于传统深层网络模型,它能在保证精度的同时,具有快速、简洁,计算速度快等优点。BLS 自从提出以后受到大量研究者的关注,其改进算法^[18-20]和应用不断出现,很多研究表明 BLS 在图像处理^[21]、食品安全^[22]、地理探测^[23]、医学疾病检测^[24]、文本分类^[25]等方面的应用是有效的,并成功应用于树莓派嵌入式系统,实现基于雾计算的交通分析^[26],目前鲜少有关于在奶粉产地分析鉴别中的应用研究。

因此,本研究针对我国市场上主要奶粉进口国家,如荷兰、英国、爱尔兰、新西兰和澳大利亚等国家,重点研究构建基于近红外光谱技术和 BLS 方法的国外奶粉产地快速识别模型,以期奶粉产地快速、准确识别提供可行

的参考方法。

1 材料与方法

1.1 材料

婴幼儿奶粉样品共 55 个,产地来自荷兰、英国、爱尔兰、德国、法国、新西兰和澳大利亚等 7 个国家,有爱他美、牛栏、美素、喜宝、贝拉米和惠氏 6 种品牌,样品来源见表 1。德国奶源地中爱他美品牌有 4 个样本采自国内超市,其他样本均采自国外超市。整个实验过程在恒温 26°C 环境中进行,保持所有样本采集环境的一致性。奶源地为英国的样本数量只有 2 个,为确保测试集中含有每类奶源地的样本,将这 2 个样本 1 个放在训练集,1 个放在测试集。其他奶源地样本数据按照 4:1 随机分成训练集和测试集。考虑到荷兰是世界公认的优质奶源地,新西兰由于其优越的自然环境也深受国内用户的关注,且本研究样本数量有限,首先将产地识别分类定为荷兰、新西兰、澳大利亚和欧洲其他 4 类,研究数据预处理、模型参数对分类结果的影响,在此基础上再对 7 类产地识别进行推广。

表 1 55 个奶粉样品奶源地及品牌

序号	奶源地	品牌	数量
1	荷兰	牛栏	6
		美素	5
2	英国	牛栏	2
3	爱尔兰	爱他美	8
		牛栏	2
4	德国	爱他美	10
5	法国	喜宝	5
		牛栏	6
6	新西兰	爱他美	4
		惠氏	2
7	澳大利亚	贝拉米	3
		惠氏	2

1.2 仪器及其采集参数

使用 VERTEX 70 傅里叶变换红外光谱仪(德国 Bruker 公司),采集 55 个样品的近红外光谱。近红外光谱采样方式:大样品杯旋转采样方式,采样参数:光谱波数范围 4000~10000 cm^{-1} ,扫描分辨率 8 cm^{-1} ,采样点数 1557,扫描平均次数 64。

1.3 数据分析方法

1.3.1 光谱预处理方法

对采集的近红外光谱进行预处理, 采用的方法有归一化、一阶导数、二阶导数、Savitzky-Golay 滤波(S-G)、标准正态变量变换(standard normal variate transform, SNV)、多元散射校正(multiplicative scatter correction, MSC)。其中 MSC 是近红外光谱处理的常用方法, 它可以消除光谱采集过程中散射光的影响; S-G 是一种卷积类滤波法, 它能消除光谱中的噪声。

1.3.2 数据降维和特征提取方法

PCA 是光谱分析中常用的降低数据维度和提取主要特征的方法, 在农产品产地溯源和品质分析中应用广泛^[27-29]。PCA 方法是通过线性变换将高维数据映射到低维空间, 获得数据的主要特征分量。由于原始光谱数据有冗余, 可以使用 PCA 进行数据降维。

1.3.3 BLS 模型

图 1 为 BLS 的结构图^[17], BLS 是将原始数据随机映射的特征作为输入, 称为特征节点, 然后从特征节点映射出增强节点, 特征节点和增强节点共同组成 BLS 的输入层, 即为 $A=[Z_1, Z_2, \dots, Z_n | H_1, H_2, \dots, H_m]$, 其中 $Z_i (i=1, 2, \dots, n)$ 表示包含 k 个特征节点的特征节点, $H_i (i=1, 2, \dots, m)$ 为增强节点。BLS 系统的输出可以表示为 $Y=AW^m$, 其中 W^m 为在网络中需要学习更新的输出系数。采用具有良好泛化能力的 l_2 范数正则化方法, 系统的优化目标为 $\min_{W^m} : \|AW^m - Y\|_2^2 + \lambda \|W^m\|_2^2$, 其中 λ 为正则化系数。系统输出系数 W^m 可以表示为 $W^m=A^+Y$, 其中 A^+ 表示 A 的伪逆, 可以通过岭回归逼近计算^[17]。

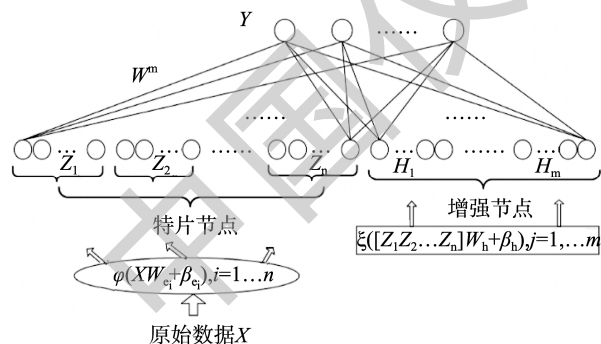


图 1 BLS 结构图
Fig.1 BLS structure chart

BLS 方法的优点在于其需要学习更新的参数少, 只借助伪逆求取网络输出层系数, 因此训练速度快。已有研究表明 BLS 具有与深度神经网络相当的分类识别能力^[17], 因此有望为快速奶粉产地识别提供一种可行的建模方法。

奶粉原始光谱数据先进行预处理, PCA 降低数据维度和特征选择, 训练集送入 BLS 网络, 训练产生奶粉产地识别模型。将测试集输入训练好的识别模型中, 给出产地识

别结果。系统输出采用独热编码, 若样本的产地类别数为 c , 则输出向量长度为 c , 每一位代表一个样本属于某类产地的概率。例如模型训练中的某一样本的输出类别形式为 $[0 \ 1 \ 0 \ 0]$, 表示该样本属于第二类产地, 即其属于第二类产地的概率为 1, 属于其它类产地的概率为 0。在测试时, 哪类产地分类置信度概率大就判样本属于哪一类。

1.3.4 算法实现

本研究在 Matlab 2018b 环境下运行, BLS 算法的实现程序来自文献[17]文末提供的网上资源。本研究采用 SVM 与 BLS 算法进行了对比实验, SVM 算法采用 libsvm 工具包^[30], 该工具包由台湾大学林智仁团队开发。

2 结果与分析

2.1 样本的近红外光谱

未经处理的 55 个奶粉样本集的近红外光谱如图 2 所示。由于光谱采集过程中存在光散射和反射, 各样本近红外光谱存在一定的离散度, 尤其是在波数 $4000\sim 7000 \text{ cm}^{-1}$ 范围内更为明显, 但整个光谱的变化趋势是一致的, 说明不同产地奶粉的主要成分相似。从图 2 中可以看到多个吸收峰, 主要集中在波数 4254、4332、5161、5682、5793 和 8250 cm^{-1} 处, 奶粉成分复杂, 很难确定这些吸收峰的成分归属。根据以往报道, 这些峰呈现出蛋白质、脂肪和碳水化合物的典型吸收带^[13]。但是不同样本的吸收峰强度存在差异, 可能是奶粉样本中主要成分的含量不同引起的, 这与奶粉的品牌和产地不同有关, 可以利用这些信息进行奶粉产地识别。

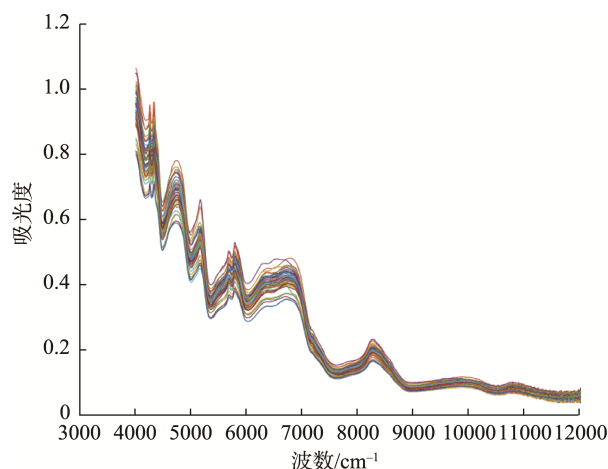


图 2 奶粉样本 NIR 光谱图
Fig.2 NIR spectras of milk powder samples

2.2 PCA 分析

每个奶粉样本的近红外光谱有 2074 个吸光度特征值, 这些特征存在大量的信息冗余, 对其进行主成分分析, 处

理后的每个样本有 54 个主成分。前 3 个主成分的方差贡献率分别为 94.62%、2.38%和 2.28%，累计达 99.28%。图 3 为样本前 3 个主成分得分图，体现的是所有奶粉样品在前 3 个主成分上的分布特征。从图 3 中可以看出，7 个产地的奶粉中除荷兰奶粉样品分布集中且内部差异相对较小外，其他样品特征分布分散，彼此接近甚至有重叠，如法国与德国、德国与爱尔兰、爱尔兰与法国之间都有重叠，这可能与产地都属于欧洲，在地理位置上相近、气候条件相似有关。因此，奶粉样品相似度高，区分难度大，使用 PCA 分析不能全部识别产地，需要采用进一步的智能方法进行分析。

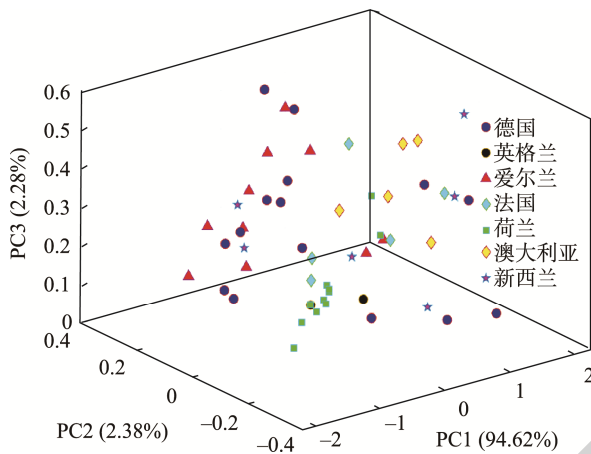


图 3 奶粉主成分(PC1/PC2/PC3)得分图

Fig.3 Score charts of principal components of milk powder (PC1/PC2/PC3)

2.3 不同数据预处理结果对比分析

奶粉 4 类产地识别 BLS 模型准确率，受不同数据预处理方法的影响如表 2，其中 S-G 滤波窗口取 7，阶数为 2，记为 S-G 7_2。由表 2 可知，最大最小归一化、一阶导数(D1)和二阶导数(D2)处理使得平均准确率下降，MSC、SNV 和 S-G 7_2 都可以提高模型的平均准确率，其中 SNV 和 SG 7_2 准确率相似，MSC 处理后的平均准确率为 93.63%，

表 2 不同数据预处理对产地识别准确率的影响

Table 2 Effects of data preprocessing methods on the accuracy

预处理方法	识别准确率/%				
	荷兰	新西兰	欧洲其他	澳大利亚	平均准确率
无预处理	100.00	94.54	85.45	90.90	85.45
最大最小归一化	83.63	92.72	90.90	100.0	83.63
MSC	100.00	93.63	93.63	100.0	93.63
D1	90.90	90.90	80.90	99.09	80.09
D2	90.90	63.63	71.81	82.72	54.54
SNV	100.00	91.81	91.81	100.00	91.81
S-G 7_2	100.00	100.00	90.90	90.90	90.90
MSC+S-G 7_2	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

MSG+S-G 7_2 效果最好，平均准确率达 100.0%，与无预处理方法比准确率提高了 14.55%。综合平均准确率和各产地识别准确率，在后面 BLS 建模中采用 MSG+S-G 7_2 的预处理方法。

2.4 基于 BLS 的奶粉产地识别结果分析

奶粉样品光谱数据采用最佳预处理方法 MSG+S-G 7_2，然后进行 PCA 降维处理，降维后的数据送入 BLS 模型。分成训练数据 44 个，测试数据 11 个。测试数据是按照总样本数据的 20%，从每类中随机选取，测试数据各产地样本个数分别为荷兰 2、新西兰 1、欧洲其他 7 和澳大利亚 1。选择 BLS 的特征节点数 $k*n$ 和增强节点数 m ，以及正则化系数 λ 和激活函数的压缩系数 s ，以便让模型达到最优。其中 n 为产生特征节点的组数， k 为每组内的特征节点数，参数设置 $\lambda=10^{-15}$ ， $s=0.3$ ， $k=20$ ， $n=10$ ， $m=200$ 。参数直接影响模型的准确率，例如，当其他参数不变，参数 k 的影响情况见图 4，参数 k 从 1 增加到 25，则 BLS 的特征节点数从 10 增加到 250，模型训练准确率在 $k=9$ 以后达到 95% 以上，测试集在 $k=13$ 以后准确率也基本稳定在 90% 以上，但大于 22 出现了波动，可能是由于过拟合造成的，因此本研究中取 $k=20$ 合适，既能有足够多的特征节点数，又能防止过拟合。在本模型中，PCA 的作用是很必要的，降维后的数据大大降低了 BLS 网络的复杂度，否则需要更多的特征节点，图 5 为光谱数据经过 MSG+S-G 7_2 预处理后，没有 PCA 降维处理，直接进入 BLS，为对比，其他参数保持不变。从图 5 可知，没有经过 PCA 处理的模型，需要 BLS 产生更多的特征节点，且分类准确率在 81.81%~90.09% 之间。因此 PCA 对奶粉产地识别模型准确率也至关重要。

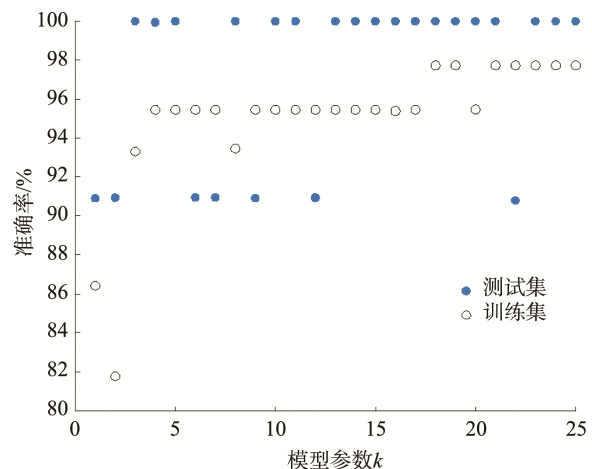


图 4 有 PCA 处理时参数 k 对准确率的影响

Fig.4 Influences of parameter k on accuracy with PCA treatment

无 PCA 处理时，所需特征数量大，且测试准确率不高，经 PCA 降维后，光谱特征数量由原始的 2074 降到 54，由前面的主成分分析中知，主成分的前 3 个特征方差就占总

特征的 99.28%, 下面研究 PCA 降维后, 取不同特征数量对建模准确率的影响。在 MSG+S-G 7_2 预处理的基础上, PCA 特征数量与识别准确率之间的关系见图 6。随着特征

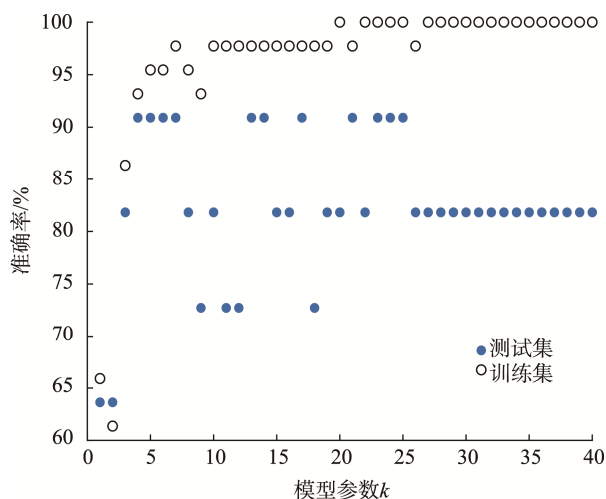


图 5 无 PCA 处理时参数 k 对准确率的影响

Fig.5 Influences of parameter k on accuracy without PCA treatment

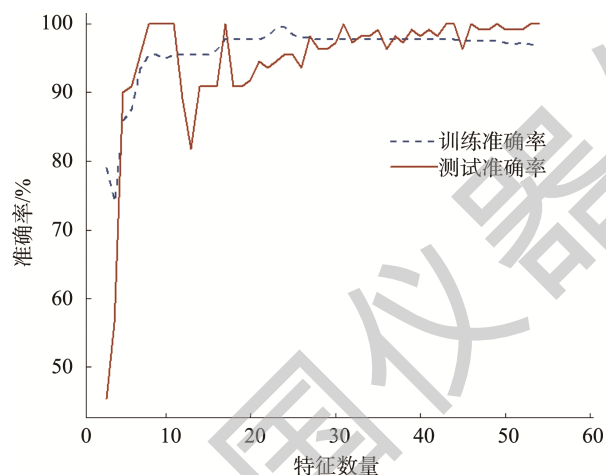


图 6 特征数量与正确率的关系

Fig.6 Relationship between feature number and accuracy

数量的增加, 模型训练准确率和测试准确率都得到提高。特征数量大于 38 以后测试集正确率和训练集正确率均稳定且均大于 95%, 测试集正确率可达 100%, 因此特征数量选 38 合适。

近红外光谱数据采用 MSG+S-G 7_2 预处理、PCA 降维和特征选择、进入 BLS 模型进行奶粉产地识别, 能够有效识别 4 类产地, 平均准确率可达 100.00%。

在 4 类产地识别研究的基础上, 对奶粉 7 类产地识别建模。测试样本占总样本的 20%, 按比例随机选取 7 个产地样本共 11 个, 其中爱尔兰 2、英国 1、德国 3、法国 2、荷兰 1、澳大利亚和新西兰各 1。仍然采用 MSG+S-G 7_2 预处理和 PCA 降维, 产地分类数增加, 需要调整模型参数, 加大 BLS 的节点数, 选择 $k=30, m=500$, 其他参数不变。模型准确率达 97.72%, 测试准确率为 81.81%, 测试数据输出混淆矩阵见表 3, 实际产地为英国的 1 个样本错分类成爱尔兰, 实际产地为德国的样本中有 1 个错分成爱尔兰, 其他样本分类正确。

2.5 不同方法识别结果对比

SVM 是一种常用分类方法, 它本质上是一种二分类模型, 也可用于多分类。它是在各类之间按距离划分, 使各类之间的距离最大。通过核函数将非线性的样本映射到高维空间从而将非线性问题转化为线性可分的问题, SVM 具有很强的学习能力和泛化性能, 在分类问题中得到广泛应用^[31-33], 尤其是小样本数据分类, SVM 有一定优势。本研究 SVM 采用 RBF 核函数, 通过网格搜索法优化参数, 惩罚因子 c 和核函数参数 g 参数搜索范围在 $[2^{-10}, 2^{10}]$ 。惩罚因子 c 越大准确率越高, 同时也越容易出现过拟合; 参数 g 越大, 支持向量数 nSV 越少, 意味着模型的泛化能力强。在相同条件下对比 SVM 方法和 BLS 方法, 对比结果见表 4, 可以看出 4 类产地识别 BLS 方法准确率比 SVM 方法高 9.10%, 7 类产地识别中二者准确率相同, 但训练数据集准确率 SVM 只有 68.18%, 而 BLS 方法为 97.27%, 可见在奶粉产地识别中, BLS 方法优于 SVM 方法。

表 3 奶粉 7 类产地识别测试结果

Table 3 Origin identification test results of 7 types of milk powder

实际产地	样本数量	识别结果							错分数量	总准确率/%
		爱尔兰	英国	德国	法国	荷兰	澳大利亚	新西兰		
爱尔兰	2	2	0	0	0	0	0	0	0	
英国	1	1	0	0	0	0	0	0	1	
德国	3	1	0	2	0	0	0	0	1	
法国	2	0	0	0	2	0	0	0	0	81.81
荷兰	1	0	0	0	0	1	0	0	0	
澳大利亚	1	0	0	0	0	0	1	0	0	
新西兰	1	0	0	0	0	0	0	1	0	

表 4 识别方法对比
Table 4 Comparison of identification methods

方法	重要参数	4 类产地			7 类产地		
		参数值	训练准确率/%	测试准确率/%	参数值	训练准确率/%	测试准确率/%
SVM	$c/g/nSV$	4/6.9644/33	86.36	90.90	588.1336/1.3195/37	68.18	81.81
BLS	$k/n/m$	20/10/200	100.00	100.00	30/10/500	97.27	81.81

3 结论

本研究针对国外奶粉产地识别问题,提出了利用 BLS 对近红外光谱数据建模的方法,预测效果良好。首先对原始光谱数据做预处理、PCA 降维和特征提取,处理后的数据进入 BLS 模型,调整 BLS 参数,建立奶粉产地识别模型。4 分类产地识别准确率达 100.00%, 7 分类产地识别准确率达 81.81%。经过对比发现,本研究提出的产地识别模型优于 SVM 模型。综上所述,本研究提出的基于 BLS 的识别模型与近红外光谱技术结合,可实现快速准确的国外奶粉产地识别。该研究也有望为其他农产品产地溯源研究提供新思路。

参考文献

- [1] 张亮, 韩萌. 2019 年中国婴幼儿配方奶粉市场解读[J]. 中国乳业, 2020, 2018(2):47-52.
ZHANG L, HAN M. China's infant formula market in 2019 [J]. China Dairy, 2020, 2018(2): 47-52.
- [2] 季娜. 基于多元统计对婴幼儿奶粉销售的计量分析[J]. 内蒙古工业大学学报(自然科学版), 2019, 38(4): 315-320.
JI N. An analysis of impact of sales factors of infant formula milk powder on volume of sales based on multivariate statistics [J]. J Inner Mongol Univ Technol (Nat Sci Ed), 2019, 38(4): 315-320.
- [3] 谭凯燕, 梁晓琳, 缪璐, 等. 多元分析判别奶粉产地来源研究[J]. 食品工业科技, 2015, 36(2): 52-56.
TAN KY, LIANG XL, MIAO L, *et al.* Determination of milk powder geographical origin based on multi-element analysis [J]. Sci Technol Food Ind, 2015, 36(2): 52-56.
- [4] 梁莉莉, 陈剑, 侯敬丽, 等. 元素分析-稳定同位素质谱技术在婴幼儿配方奶粉奶源地追溯中的应用[J]. 质谱学报, 2015, 36(1): 66-71.
LIANG LL, CHEN J, HOU JL, *et al.* Traces of infant formula milk powders by elemental analysis-stable isotope ratio mass spectrometry [J]. J Chin Mass Spectrom Soc, 2015, 36(1): 66-71.
- [5] 雷渊雄, 夏阿林, 黄炜, 等. 基于近红外光谱结合化学计量学的转基因大豆产地判别[J]. 食品与发酵工业, 2022, 48(12): 281-286.
LEI YX, XIA AL, HUANG W, *et al.* Origin discrimination of transgenic soybean based on near infrared spectroscopy and chemometrics [J]. Food Ferment Ind, 2022, 48(12): 281-286
- [6] 杨雨图, 熊杰, 司万, 等. 基于可见/近红外光谱技术的板栗产地识别[J]. 中国农机化学报, 2021, 42(12): 189-194.
YANG YT, XIONG J, SI W, *et al.* Detection of chestnut production place based on visible and near-infrared spectroscopy [J]. J Chin Agric Mechan, 2021, 42(12): 189-194.
- [7] 吴习宇, 祝诗平, 黄华, 等. 近红外光谱技术鉴别花椒产地[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(1): 68-72.
WU XY, ZHU SP, HUANG H, *et al.* Near infrared spectroscopy for determination of the geographical origin of Huajiao [J]. Spectrosc Spectr Anal, 2018, 38(1): 68-72.
- [8] 刘广昊, 祝诗平, 袁嘉佑, 等. 基于近红外光谱的胡椒产地鉴别方法研究[J]. 中国调味品, 2019, 44(5): 63-67, 71.
LIU GH, ZHU SP, YUAN JY, *et al.* Study on identification method of places of origin of pepper based on near infrared spectroscopy [J]. Chin Cond, 2019, 44(5): 63-67, 71.
- [9] 何勇, 郑启帅, 张初, 等. 基于中红外光谱和化学计量学算法鉴别核桃产地及品种[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(9): 2812-2817.
HE Y, ZHENG QS, ZHANG C, *et al.* Identification of walnut origins and varieties with mid-infrared spectroscopy analysis technique [J]. Spectrosc Spectr Anal, 2019, 39(9): 2812-2817.
- [10] 马明珠, 周宇芳, 缪文华, 等. 傅里叶变换红外光谱法鉴别不同产地带鱼[J]. 食品安全质量检测学报, 2022, 13(21): 6932-6938.
MA MZ, ZHOU YF, MIAO WH, *et al.* Identification of trichiurus haumea from different origins by Fourier transform infrared spectroscopy [J]. J Food Saf Qual, 2022, 13(21): 6932-6938.
- [11] SUN Y, LIU N, KANG X, *et al.* Rapid identification of geographical origin of sea cucumbers *Apostichopus japonicus* using FT-NIR coupled with light gradient boosting machine [J]. Food Control, 2021, 124(3): 1-8.
- [12] BODOR Z, BENEDEK C, KASZAB T, *et al.* Classical and correlative analytical methods for origin identification of Hungarian honeys [J]. Acta Aliment, 2019, 48(4): 477-487.
- [13] HU XZ, LIU SQ, LI XH, *et al.* Geographical origin traceability of Cabernet Sauvignon wines based on infrared fingerprint technology combined with chemometrics [J]. Sci Rep, 2019, (9): 1-8.
- [14] JIANG H, RU Y, CHEN Q, *et al.* Near-infrared hyperspectral imaging for detection and visualization of offal adulteration in ground pork [J]. Spectrochim Acta A: Mol Biomol Spectrosc, 2021, 249: 119307.
- [15] JIANG H, JIANG X, RU Y, *et al.* Sweetness detection and grading of peaches and nectarines by combining short-and long-wave Fourier-transform near-infrared spectroscopy [J]. Anal Lett, 2020, (4): 1-20.
- [16] 王燕, 付琪, 李颖, 等. 近红外光谱分析技术快速检测藕粉品质[J]. 食品安全质量检测学报, 2022, 13(15): 5026-5034.
WANG Y, FU Q, LI Y, *et al.* Rapid detection of lotus root starch quality based on near infrared spectroscopy [J]. J Food Saf Qual, 2022, 13(15): 5026-5034.
- [17] CHEN C, LIU Z. Broad learning system: An effective and efficient incremental learning system without the need for deep architecture [J].

- IEEE T Neural Net Learn Syst, 2018, 29(99): 10–24.
- [18] LIU Z, CHEN C, FENG S, *et al.* Stacked broad learning system: From incremental flatted structure to deep model [J]. IEEE T Syst, 2020, 55(1): 209–221.
- [19] FENG S. Performance analysis of fuzzy BLS using different cluster methods for classification [J]. Sci Chin Inf Sci, 2021, 64(4): 149205.
- [20] 李逸楷, 张通, 陈俊龙. 面向边缘计算应用的宽度孪生网络[J]. 自动化学报, 2020, 46(10): 2060–2071.
LI YK, ZHANG T, CHEN JL. Broad Siamese network for edge computing applications [J]. Acta Autom Sin, 2020, 46(10): 2060–2071.
- [21] 李国强, 徐立庄. 局部感受野的宽度学习算法及其应用[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(9): 162–167.
LI GQ, XU LZ. Application of local receptive field based broad learning system [J]. Comp Eng Appl, 2020, 56(9): 162–167.
- [22] 李旺, 俞祝良. 宽度学习系统在蘑菇毒性判别中的应用[J]. 现代食品科技, 2019, 35(7): 267–272, 54.
LI W, YU ZL. Application of broad learning system in discrimination of mushroom toxicity [J]. Mod Food Sci Technol, 2019, 35(7): 267–272, 54.
- [23] LEI MC, RAO ZY, LI M, *et al.* Identification of coal geographical origin using near infrared sensor based on broad learning [J]. Appl Sci, 2019, 9(6): 1–12.
- [24] HAN R, CHEN C, LIU Z. A novel convolutional variation of broad learning system for Alzheimer's disease diagnosis by using MRI images [J]. IEEE Access, 2020, (8): 214646–214657.
- [25] DU J, VONG CM, CHEN CLP. Novel efficient RNN and LSTM-like architectures: Recurrent and gated broad learning systems and their applications for text classification [J]. IEEE T Cybernet, 2021, 51(3): 1586–1597.
- [26] PENG X, OTA K, DONG M. A broad learning-driven network traffic analysis system based on fog computing paradigm [J]. China Commun, 2020, 17(2): 1–13.
- [27] 张雪, 葛武鹏, 郝梦露, 等. 基于主成分分析与马氏距离结合运用的婴幼儿配方奶粉营养综合评价[J]. 食品科学, 2020, 41(5): 166–172.
ZHANG X, GE WP, XI ML, *et al.* Comprehensive nutrition evaluation of infant formula based on principal component analysis with Mahalanobis distance [J]. Food Sci, 2020, 41(5): 166–172.
- [28] 张智峰, 韩小平, 秦刚, 等. 近红外光谱结合主成分分析和灰色关联分析的苦荞产地溯源[J]. 食品与发酵工业, 2019, 45(19): 266–269.
ZHANG ZF, HAN XP, QIN G, *et al.* Origin tracing of tartary buckwheat by near infrared spectroscopy combined with principal component analysis and grey relational analysis [J]. Food Ferment Ind, 2019, 45(19): 266–269.
- [29] 刘晓欢, 刘翠玲, 孙晓荣, 等. 基于傅里叶红外光谱技术的大米产地溯源快速判别方法研究[J]. 食品科技, 2021, 46(4): 244–249.
LIU XH, LIU CL, SUN XR, *et al.* Study on fast identification method of rice origin traceability based on Fourier transform infrared spectroscopy technology [J]. Food Sci Technol, 2021, 46(4): 244–249.
- [30] CHANG CC, LIN CJ. LIBSVM: A library for support vector machines [J]. ACM T Intel Syst Technol, 2011, 2(3): 1–27.
- [31] 窦颖, 孙晓荣, 刘翠玲, 等. 基于红外衰减全反射光谱的面粉种类快速鉴别[J]. 食品科学, 2015, 36(24): 224–228.
DOU Y, SUN XR, LIU CL, *et al.* Fast identification of Flours by attenuated total reflectance-Fourier transform infrared spectroscopy (ATR-FTIR) based on support vector machine (SVM) [J]. Food Sci, 2015, 36(24): 224–228.
- [32] 徐天扬, 杨娟, 孙晓荣, 等. 中红外光谱法结合支持向量机快速鉴别蜂蜜品种[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(6): 063003–1:063003-9.
XU TY, YANG J, SUN XR, *et al.* Mid-Infrared spectroscopy analysis combined with support vector machine for rapid discrimination of botanical origin of honey [J]. Laser Optoelectron Prog, 2018, 55(6): 063003-1–063003-9.
- [33] 胡翼然, 李杰庆, 刘鸿高, 等. 基于支持向量机对云南常见野生食用牛肝菌中红外光谱的种类鉴别[J]. 食品科学, 2021, 42(8): 248–256.
HU YR, LI JQ, LIU HG, *et al.* Species identification of common wild edible bolete in Yunnan by Fourier transform mid-infrared spectroscopy coupled with support vector machine [J]. Food Sci, 2021, 42(8): 248–256.

(责任编辑: 韩晓红 张晓寒)

作者简介



乔继红, 博士, 副教授, 主要研究方向为智能检测技术与数据处理。

E-mail: qiaojh@btbu.edu.cn