Detection of Doping in Black Tea Based on Two-Dimensional Correlation Fluorescence Spectroscopy and PCR*

WANG Xiaoyan, QIN Hailin, JI Rendong*, BIAN Haiyi, WANG Tao, CHEN Huichang, XU Qinxin
(College of Electronic Information Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Huai'an Jiangsu 223003, China)

Abstract: Targeting at the phenomenon of adding cheap tea to high-quality black tea in the current market, a method for doping detection of black tea based on two-dimensional correlation fluorescence spectroscopy and principle component regression (PCR) is proposed. Superfine Keemun black tea is used as the sample of high-quality and ordinary Lapsang Souchong black tea is used as the admixture, a total of 24 samples of high-quality Keemun black tea-Lapsang Souchong black tea mixture are prepared, with the admixture concentration as the external disturbance factor. Firstly, the fluorescence spectra of the mixed sample are detected and corresponding synchronous and asynchronous two-dimensional correlation fluorescence spectra are calculated. Qualitative identification of whether Keemun black tea is doped can be achieved through spectral analysis. Then, a quantitative model of impurities in high-quality black tea is constructed by using PCR method. The coefficient of determination corresponding to the test set is 0.998 03, and the average recovery rate is 103.204%. The results show that two-dimensional correlation fluorescence spectroscopy can effectively identify whether there are impurities in high-quality black tea, and PCR has ideal prediction accuracy in the quantitative analysis of impurities, which provides an effective and convenient reference method for tea quality supervision.

Key words: two-dimensional correlation fluorescence spectroscopy; dopants detection; principal component regression; black tea
EEACC: 7320P **doi**: 10.3969/j.issn.1004-1699.2025.10.024

基于二维相关荧光光谱和 PCR 的红茶掺杂检测*

王晓燕, 秦海淋, 季仁东*, 卞海溢, 汪 涛, 陈会昌, 徐勤鑫
(淮阴工学院电子信息工程学院, 江苏 淮安 223003)

摘 要: 针对当今市场在优质红茶中添加廉价茶叶以次充好现象, 提出了一种基于二维相关荧光光谱和主成分回归(Principle Component Regression, PCR)对红茶掺杂进行检测的方法。以特级祁门红茶作为优质红茶样本, 以普通正山小种红茶作为掺杂物, 共配制 24 份优质祁门红茶-正山小种红茶混合茶汤样品, 其中以掺杂物的茶汤浓度作为外扰因素。首先检测混合样品荧光光谱并计算获得同步和异步二维相关荧光光谱, 通过谱图分析对祁门红茶是否掺杂进行了定性鉴别; 然后应用 PCR 方法构建优质红茶中掺杂物的定量模型, 测试集对应的决定系数为 0.99803, 平均回收率为 103.204%。结果表明: 二维相关荧光光谱能够有效鉴别优质红茶中是否掺杂, 且 PCR 在掺杂物的定量分析中具有较理想的预测精度, 为茶叶品质监管提供了一种有效便捷的参考方法。

关键词: 二维相关荧光光谱; 掺杂检测; 主成分回归; 红茶
中图分类号: TS207.3; O657.3 **文献标识码**: A **文章编号**: 1004-1699(2025)10-1906-07

红茶, 以其独特的风味和文化意义, 历来受到全球消费者的青睐。然而, 随着市场竞争的加剧和利益的驱动, 通过掺杂进行以次充好的现象屡见不鲜。作为中国传统名茶, 特级祁门红茶因其独特的香气和细腻的口感被誉为世界三大高香红茶之一。其茶叶外形紧细, 色泽乌润, 香气馥郁, 滋味甘醇, 通常价格较高, 在市场上备受推崇。普通正山小种红茶虽也拥有一定知名度, 但其品质相对一般。正山小种以其独特的松烟香为特色, 叶片较为粗壮, 口感上不及祁门红茶的细腻和丰富。普通正山小种的市场价格较为亲民, 但与特级祁门红茶的品质和香气有明显差距。不法商家通过将普通正山小种掺入祁门红茶中, 以此混淆高品质与低品质茶叶, 从而牟取不正当利益, 直接损害了消费者的经济利益和饮茶体验, 并影响到整个红茶行业的健康发展[1]。这些不法行为不仅降低了消费者对红茶品质的信任, 还破坏了市场秩序, 给优质红茶的声誉和消费者健康带来了潜在威胁。为此, 找到一种快速、无损的检测方法

项目来源: 国家自然科学基金项目(62141502); 江苏省高等学校自然科学研究重大项目(24KJA510002); 江苏省研究生创新计划项目(SJCX25_2194); 淮阴工学院研究生创新计划项目(HGYK202516); 江苏省高等学校大学生创新训练计划项目(X202511049279)
收稿日期: 2024-07-22 **修改日期**: 2024-11-06

对于确保红茶的质量和安全、保护消费者权益以及维护市场秩序具有重要意义[2]。

荧光光谱以其高灵敏度、良好的选择性、快速无损检测等特点,在食品安全领域被广泛应用于污染物追踪、成分分析和质量控制等多个方面[3-4]。单慧勇等[5]基于荧光光谱对红酒中的胭脂红色素进行测定,检测模型相关系数达 0.994;冯仕云等[6]采用荧光光谱建立了牛奶中单诺沙星残留的预测模型,实现了快速准确检测。

相较于普通一维光谱,二维相关光谱技术通过分析样品在不同条件下的光谱变化,能够揭示更多的化学信息和结构细节。它具有更高的分辨率和灵敏度,能够区分相似物质之间存在的微小差异,特别适用于混合复杂体系的研究[7-8]。此外,二维相关光谱能够处理重叠的光谱峰,提供更丰富的数据信息,被广泛用于物质的鉴定、成分分析、动态变化研究等领域。田萍等[9]结合二维相关荧光光谱技术对 4 种食用植物油进行快速识别,其差别体现得更为直观。陈培云等[10]采用二维相关荧光谱建立了对抚顺辽产地五味子的识别方法,与其他产地差别十分明显。于丽燕等[11]基于二维相关荧光光谱对芝麻油的掺杂进行检测,实现了对油样种类的判别。本文结合二维相关荧光光谱分析技术,使图谱中的重叠峰在第三维方向上得到扩展,增大了红茶图谱之间的差异性,从而实现图谱的二维可视化,进而应用主成分回归方法完成了掺杂物的定量分析。

1　材料与方法

1.1　仪器与试剂

LS55 荧光分光光度计(美国 Perkin Elmer 公司);特级祁门红茶茶叶、普通正山小种红茶茶叶;实验用水为纯水。

1.2　实验方法

用烧好的沸水泡制红茶茶汤,茶叶和水质量比为 1∶50,泡制 5 min 后用细筛分离茶叶与茶汤,得到 20 mg/mL 的红茶标准溶液。从祁门红茶标准液中取出 50 mL,再精确量取 0.5 mL 的正山小种红茶标准溶液添加到祁门红茶标准液中,配制得到质量浓度为 0.198 mg/mL 的两组分混合样本:祁门-正山小种红茶混合溶液。第二次再精确量取 0.5 mL 的正山小种红茶标准溶液添加到混合溶液中,之后向混合溶液逐次定量滴加 1 mL 的正山小种红茶标准溶液,依次配制不同浓度的两组分混合样本共 24 份,其中正山小种红茶浓度范围为 0.198 mg/mL~6.301 mg/mL。设置仪器的激发波长为 473 nm,扫描速度为 1 000 nm/min,激发单元狭缝为 10.0 nm,发射单元狭缝为 10.0 nm,在 300 nm~600 nm 波长范围内测得各样品的荧光发射光谱。

2　分析技术与算法原理

2.1　二维相关光谱技术

二维相关光谱(2D Correlation Spectroscopy)是一种强大的分析技术,通过引入一个外部扰动(如温度、压力、pH 值变化等),再观察样品对这些扰动的响应[12],最后基于动态光谱数据进行二维相关分析。其形成过程如图 1 所示。

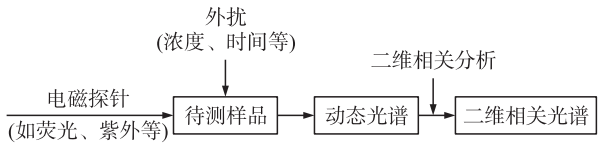


图 1　二维相关光谱形成过程

其核心在于对同一样品在不同条件下获得的一系列光谱数据进行分析。首先,记录样品在外部扰动影响下的一系列光谱,然后计算这些光谱数据的自相关或互相关函数。通过这种分析,二维相关光谱能够区分并放大光谱信号中的微小变化,这对于处理复杂体系作用显著[13]。二维相关光谱分为同步光谱和异步光谱。同步光谱关注在外部扰动下,光谱变化的协同性;而异步光谱则揭示了不同光谱变量之间的时间延迟关系。这种分析为理解复杂系统中的动态变化提供了一种有效途径。

二维相关光谱的计算流程如下[14]:

①获取一维光谱

首先,在一定外部扰动条件(如温度、压力、浓度等)下,测量样本光谱随扰动变量的变化,获得一维光谱数据,这些光谱是系统在不同状态下的响应。

设一维光谱为 $y(\nu,t)$,其中,ν 为波长,t 为扰动变量。

②光谱数据预处理

为了排除光谱的整体平均变化对二维相关光谱的影响,从每个光谱中减去平均谱:

$$\tilde{y}(\nu,t)=\begin{cases}y(\nu,t)-\bar{y}(\nu) & T_{\min}\leqslant t\leqslant T_{\max}\\ 0 & \text{otherwise}\end{cases} \tag{1}$$

式中:外扰变量 t 的变化范围在 $T_{\min}$ 与 $T_{\max}$ 之间,$\bar{y}(\nu)$ 为所有光谱的平均值,$\bar{y}(\nu)$ 的定义为:

$$\bar{y}(\nu)=\frac{1}{T_{\max}-T_{\min}}\int_{T_{\min}}^{T_{\max}}y(\nu,t)\,\mathrm{d}t \tag{2}$$

③计算二维相关光谱

二维相关光谱分为同步谱和异步谱。同步谱反映同时发生的光谱变化,而异步谱揭示出非同时发

生的变化。

同步二维相关光谱的计算基于样本光谱在扰动条件下的同步变化,其计算公式为:

$$\phi(\nu_1,\nu_2)=\frac{1}{m-1}\tilde{y}(\nu_1)^{\mathrm{T}}\tilde{y}(\nu_2) \tag{3}$$

式中:m 为光谱数量,ν_1 和 ν_2 为不同波长位置,$\tilde{y}(\nu)$ 为去平均后的光谱。

异步二维相关光谱用于分析不同时段的光谱变化,其计算公式为:

$$\psi(\nu_1,\nu_2)=\frac{1}{m-1}\tilde{y}(\nu_1)^{\mathrm{T}}N_{jk}\tilde{y}(\nu_2) \tag{4}$$

式中:N_{jk}为 Hilbert-Noda 的 m 阶方阵中第 j 行、第 k 列的值,可表示为:

$$N_{jk}=\begin{cases}0 & j=k\\ \dfrac{1}{\pi(k-j)} & j\neq k\end{cases} \tag{5}$$

二维相关光谱通过计算得到同步和异步光谱,以提高光谱分辨率和区分不同波长下的微小变化。其计算核心是通过相关函数的构建,对扰动变量下的一维光谱数据进行数学处理,从而揭示光谱变化的动态行为。通过二维相关光谱,可以更直观地分析样品在外部扰动下的微小光谱变化。同步谱用于观察光谱特征的同步变化情况,而异步谱可以揭示出复杂体系中潜在的次级或渐进变化。

2.2 荧光相关光谱法

二维相关荧光光谱,一种结合二维光谱分析与荧光光谱技术的先进方法,是广义二维相关光谱在光谱领域的一种推广与应用。通过对样品在不同外部扰动条件下的荧光响应进行记录和分析,该技术能够揭示在传统荧光光谱中难以察觉的细微变化。外扰变量的形式除了常见的改变时间、温度等,还可以是荧光猝灭效应、激发波长的改变[15]。它生成的二维光谱图揭示了荧光强度随条件变化的复杂相互关系,为研究分子间相互作用、多重组分分析等提供了一种有效途径,广泛应用于化学、生物学和材料科学领域[16]。

2.3 主成分回归算法

主成分回归是一种结合主成分分析(Principal Component Analysis,PCA)[17]和多元线性回归的统计技术,其主要原理是首先使用 PCA 对多变量数据集进行降维处理,提取出主要的成分(即主成分),这些主成分涵盖数据集的大部分信息,同时去除了变量间的多重共线性问题。然后,这些提取出的主成分被用作自变量,在多元线性回归模型中对因变量进行预测。

在主成分回归中,PCA 的应用降低了模型的复杂性,并有效提高模型的准确性。通过减少数据集中出现的噪声和不相关信息,PCR 能够更有效地预测因变量。这种方法在处理具有高度共线性或者变量数量远大于样本数量的数据集时特别有用,被广泛应用于化学计量学领域。

PCR 算法的主要步骤及原理如下[18]:

①主成分分析(PCA)

主成分分析是 PCR 算法的关键步骤,其核心目标是通过线性变换将高维数据投影到低维空间中,从而保留数据中方差最大的信息。假设数据矩阵 $\boldsymbol{X}\in\boldsymbol{R}^{n\times p}$,其中 n 表示样本数,p 表示特征数。首先对数据进行均值中心化,得到中心化后的矩阵 $\boldsymbol{X}_c$,然后通过计算协方差矩阵 $\boldsymbol{C}$ 进行主成分分析:

$$\boldsymbol{C}=\boldsymbol{X}_c^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_c \tag{6}$$

对协方差矩阵 $\boldsymbol{C}$ 进行特征值分解,选取前 k 个最大特征值对应的特征向量构成主成分矩阵 $\boldsymbol{P}$,然后将原始数据 $\boldsymbol{X}_c$ 投影到这些主成分上,得到降维后的数据矩阵 $\boldsymbol{Z}$:

$$\boldsymbol{Z}=\boldsymbol{X}_c\boldsymbol{P} \tag{7}$$

式中:$\boldsymbol{Z}\in\boldsymbol{R}^{n\times k}$是新的低维数据矩阵,$k\leqslant p$ 表示降维后的主成分数。

②回归建模

在获得主成分矩阵 $\boldsymbol{Z}$ 后,主成分回归的下一步是基于主成分 $\boldsymbol{Z}$ 进行线性回归。假设响应变量为 y,则回归模型的形式为:

$$\hat{y}=\boldsymbol{Z}\boldsymbol{\beta}+\boldsymbol{\varepsilon} \tag{8}$$

式中:$\hat{y}$ 为预测值,$\boldsymbol{\beta}\in\boldsymbol{R}^k$ 为回归系数向量,$\boldsymbol{\varepsilon}$ 为误差项。主成分回归通过最小二乘法对回归系数 $\boldsymbol{\beta}$ 进行估计。

③最小二乘估计

回归系数 $\boldsymbol{\beta}$ 的估计通过最小二乘法求解,具体公式为:

$$\boldsymbol{\beta}=(\boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Z})^{-1}\boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}}y \tag{9}$$

式中:$\boldsymbol{Z}$ 为主成分矩阵,y 为响应变量。通过求解该方程,可得到最优的回归系数 $\boldsymbol{\beta}$,用于预测新样本的响应变量。

PCR 算法通过提取数据的主导特征实现降维,从而有效减少了特征间的多重共线性问题,同时保留了数据的主要变化信息。在高维数据集下,通过选取少量主成分进行回归,避免了高维度带来的模型复杂性和过拟合问题,使得 PCR 模型能够有效降维且具有较高的预测精度。

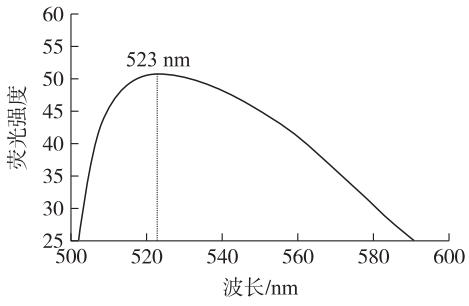
3 结果与分析

3.1 样品荧光光谱

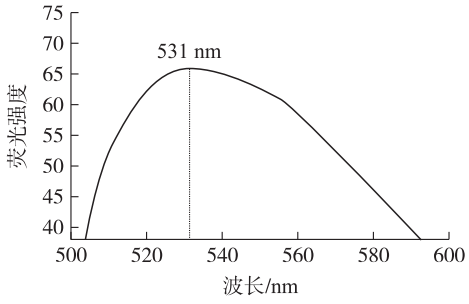
3.1.1 正山小种红茶、祁门红茶荧光光谱

按照上述实验方法,配制得到质量浓度为

20 mg/mL 的正山小种红茶标准溶液,将 473 nm 作为正山小种红茶茶汤激发波长,在 300 nm~600 nm 波长范围内扫描其荧光发射光谱,荧光光谱图如图 2(a)所示。从图中能够发现,在此波长范围内,正山小种红茶茶汤在 523 nm 处有显著荧光特征峰。



(a) 正品小种红茶



(b) 祁门红茶

图 2　样品荧光光谱

购买某品牌特级祁门红茶茶叶开展分析研究。图 2(b)所示为按照质量比为 1∶50 的茶叶与沸水比例泡制的祁门红茶茶汤荧光光谱,从图中能够看出:祁门红茶茶叶成分中含有荧光基团,在一定波长的光照下发射出荧光,其茶汤自身的荧光峰在 531 nm 处。

3.1.2　祁门红茶-正山小种红茶混合溶液荧光光谱

在祁门红茶中掺入不同浓度正山小种红茶,共配制得到 24 份祁门红茶-正山小种红茶混合溶液,其中掺入的正山小种红茶浓度范围为 0.198 mg/mL~6.301 mg/mL,测量其荧光光谱,结果如图 3 所示。图中并未明显显示出任何有关正山小种红茶的特征

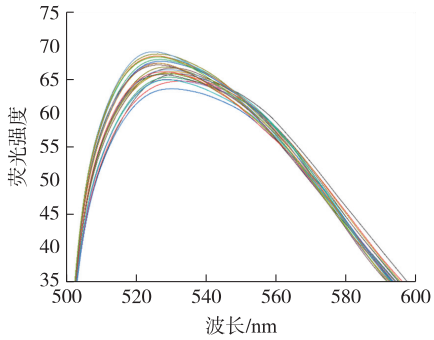
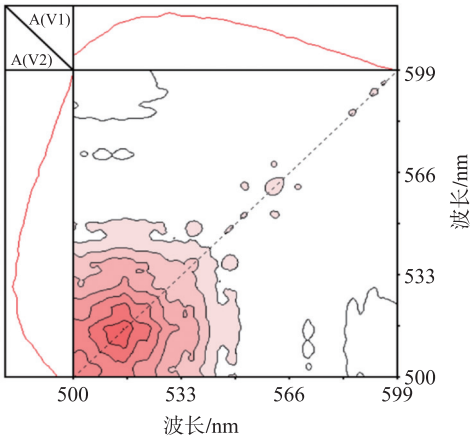


图 3　祁门红茶-正山小种红茶混合溶液荧光光谱

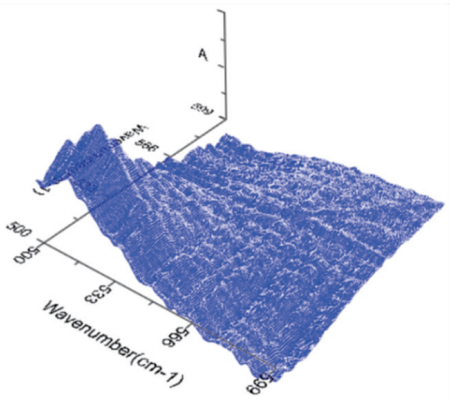
荧光信息,掺入正山小种红茶茶汤后的混合样品荧光光谱图与纯祁门红茶茶汤峰的位置、形状等都近乎相似。因此,依据常规的一维荧光光谱图无法直接鉴别祁门红茶中是否掺入正山小种红茶。

3.2　样品二维相关荧光光谱

在祁门红茶-正山小种红茶混合溶液的配制过程中,将所掺入的正山小种红茶的茶汤浓度作为外部扰动因素,利用二维相关光谱软件(Two-Dimensional Correlation Spectroscopy Software)对图 3 中的一维动态荧光光谱原始数据进行二维相关光谱分析计算,将精细级别设置为 10,除去 1%的噪声,得到祁门红茶-正山小种红茶混合样品的同步和异步二维相关荧光谱,如图 4 和图 5 所示。为了便于进行对照,同样以浓度作为外部扰动因素,用纯水逐步稀释祁门红茶茶汤,得到纯祁门红茶的二维相关同步谱,如图 6 所示。其中,图形填充部分表示正相关,图形空白部分表示负相关。



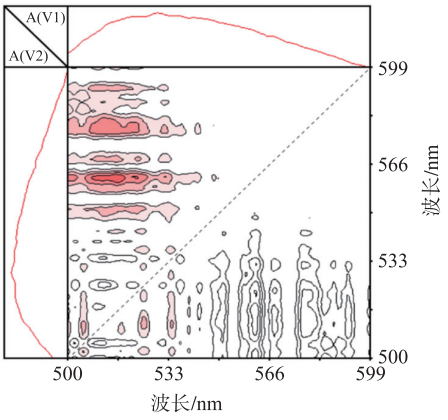
(a) 平面图



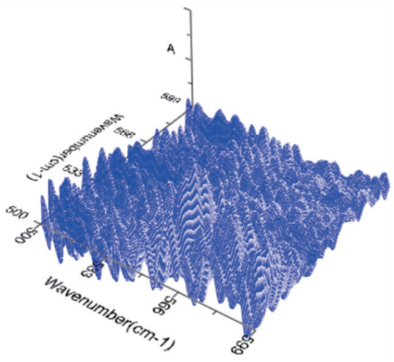
(b) 三维立体图

图 4　祁门红茶-正山小种红茶混合溶液二维相关同步谱

谱图对比分析表明:在祁门红茶-正山小种红茶混合溶液的二维相关同步谱中,主对角线上 514 nm 位置存在一个强自相关峰,该特征峰主要由祁门红茶自身引起,主对角线 586 nm、593 nm、595 nm 处出现

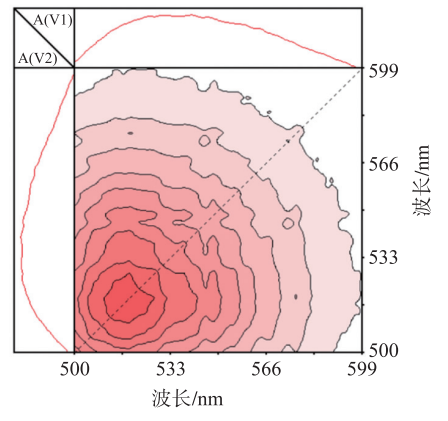


(a) 平面图

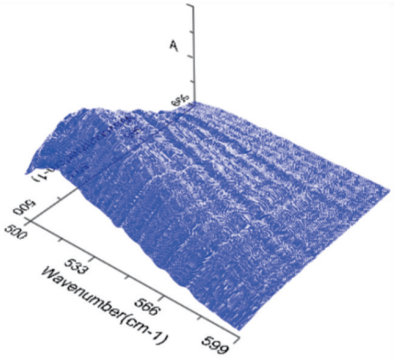


(b) 三维立体图

图 5 祁门红茶-正山小种红茶混合溶液二维相关异步谱



(a) 平面图



(b) 三维立体图

图 6 祁门红茶二维相关同步谱

较弱自相关峰,这些特征峰应由添加的普通正山小种红茶引起。在主对角线外侧(514 nm,586 nm)、(514 nm,593 nm)、(514 nm,595 nm)处出现负的交叉峰,说明 514 nm 与其他三处波长所对应的官能团受到外扰因素影响时,光谱强度的变化方向不同,这表明 514 nm 与 586 nm、593 nm、595 nm 处所对应的荧光团的来源不同,由此可判断 586 nm、593 nm、595 nm 处官能团为添加普通正山小种红茶后产生。而在纯祁门红茶的二维相关同步谱中除了包含与祁门红茶自身有关的自相关峰外,并未出现其他自相关峰,此现象在对应的三维立体图中也有所体现,说明该祁门红茶中并未添加正山小种红茶。

在二维相关异步谱中,主对角线外侧(514 nm,586 nm)、(514 nm,593 nm)、(514 nm,595 nm)处出现交叉峰,说明 514 nm 与其他三处波长所对应的动态信号强度的变化顺序不同。根据 Noda 规则[19],586 nm、593 nm、595 nm 处的光谱强度变化均先于 514nm 发生。据此进一步表明 514 nm 与 586 nm、593 nm、595 nm处的光谱信息来源不是同一物质。常规一维荧光光谱中被覆盖的 586nm、593 nm、595 nm 处由正山小种红茶引起的微弱动态变化信息,显然在同步和异步二维相关荧光谱中都得到显示,结果表明二维相关光谱分析技术在鉴别红茶掺杂方面是可行的。

3.3 祁门红茶中掺杂正山小种红茶含量定量分析

由于荧光强度受到众多因素影响,实际所得到祁门红茶-正山小种红茶混合溶液荧光光谱的荧光强度与正山小种红茶茶汤浓度之间存在复杂关系,为此采用主成分回归算法进行数据的分析处理。

3.3.1 PCR 模型建立

在所配制的 24 组祁门-正山小种红茶混合溶液中,采用算法随机划分训练集与测试集,选取其中 75%的光谱数据作为训练集,剩余 25%的光谱数据作为测试集。将含有正山小种红茶和祁门红茶特征峰波长的 500 nm~600 nm 区域作为建模区间,输入变量为荧光强度,掺入的正山小种红茶茶汤浓度作为因变量,在 MATLAB 中建立 PCR 主成分回归模型。

基于交叉验证法,选择最佳主成分个数为 5,其贡献率如图 7 所示,主成分与贡献率关系如表 1 所示,前 5 个主成分的累计贡献率为 95.219%。以 5 个光谱主成分作为综合自变量,以训练集中 18 个样本对应的正山小种红茶浓度作为因变量,回归得到的 PCR 函数关系式为:

$$y=3.508\ 6+0.181\ 4u_1+0.024\ 6u_2-0.050\ 3u_3-0.047u_4+0.027\ 9u_5 \quad (10)$$

式中:u_1~u_5 分别为标准化的主成分变量,y 为标准化的正山小种红茶浓度预测值。

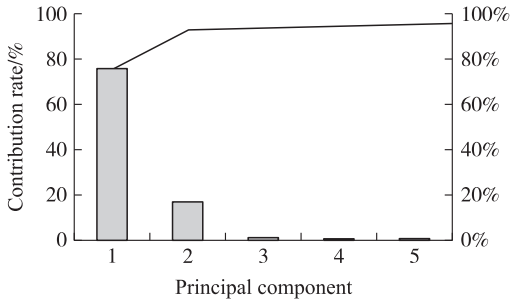


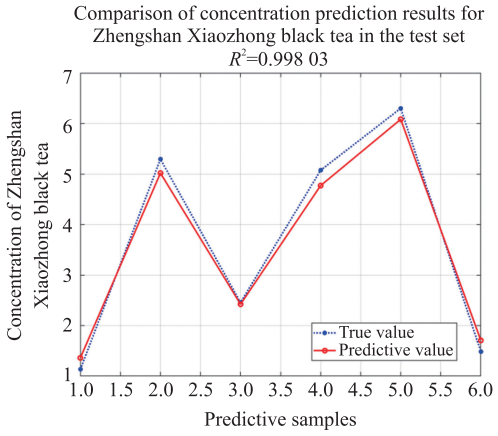
图 7　主成分与对应的贡献率

表 1　主成分与贡献率关系表

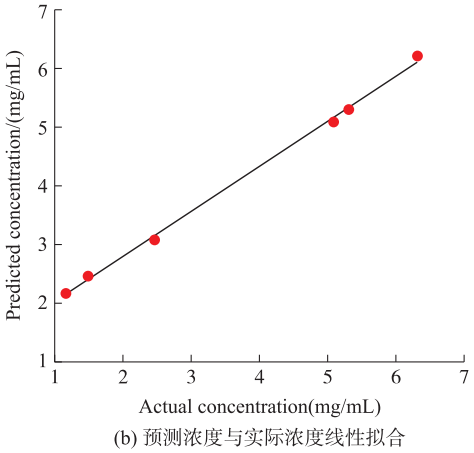
主成分	贡献率/%	主成分	贡献率/%
u_1	75.814	u_4	0.763
u_2	16.954	u_5	0.677
u_3	1.011		

3.3.2　PCR 模型预测

依据上述建立的 PCR 模型对祁门红茶中掺入的正山小种红茶进行浓度预测,测试集中 6 个样本对应的正山小种红茶浓度的预测值与真实值结果如图 8(a)所示,其决定系数为 0.998 03。



(a) PCR浓度预测结果



(b) 预测浓度与实际浓度线性拟合

图 8　测试集正山小种红茶掺杂含量分析

通过计算预测浓度与实际浓度的比值可获得回收率与平均回收率,参数结果如表 2 所示。由此可见,少量样本的预测结果误差相对较大,但大部分样本回收率接近 100%,平均回收率达到 103.204%。总体而言,采用 PCR 主成分回归模型对祁门红茶中掺入的正山小种红茶浓度进行预测,该方法可行有效。

表 2　测试集正山小种红茶回收率计算结果

样本编号	真实浓度/(mg/mL)	预测浓度/(mg/mL)	回收率/%	平均回收率/%
1	1.132 1	1.359 7	120.104	
2	5.294 1	5.018 4	94.792	
3	2.456 1	2.422 2	98.620	103.204
4	5.074 6	4.771 2	94.021	
5	6.301 4	6.083 2	96.537	
6	1.481 5	1.705 9	115.147	

进一步将测试集中 6 份混合溶液对应的正山小种红茶预测浓度与实际浓度进行线性拟合,结果如图 8(b)所示,对应的拟合方程为:

$$y=0.897x+0.31 \tag{11}$$

式中:x 为测试集中 6 份混合溶液对应的正山小种红茶实际浓度,y 为测试集中 6 份混合溶液对应的正山小种红茶浓度预测值,相关系数达 0.999 02,可见 PCR 模型的预测精度较高。

4　结论

荧光光谱法虽具有良好的鉴别性,但由于在优质红茶中掺入其他相对普通红茶茶叶后,荧光光谱中的峰重叠情况比较严重,因此无法直接利用常规的一维荧光光谱特性对红茶中的掺杂情况进行鉴别。本研究将二维相关荧光光谱技术与主成分回归方法相结合,提出了一种新的方法来识别祁门红茶中的掺杂情况,采用主成分回归模型定量分析了祁门红茶中添加普通正山小种红茶的浓度,模型测试集的决定系数为 0.998 03。这种将二维相关荧光光谱与主成分回归结合的方法为红茶品质的检测和鉴别提供了一种更为精确和可靠的手段,对于保障茶叶品质和维护市场秩序具有重要实际意义。

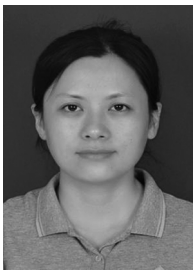
参考文献:

[1]　刘奇,欧阳建,刘昌伟,等. 茶叶品质评价技术研究进展[J]. 茶叶科学,2022,42(3):316-330.

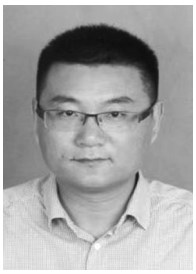
[2]　刘盼盼,郑鹏程,龚自明,等. 工夫红茶品质分析与综合评价[J]. 食品科学,2021,42(12):195-205.

[3]　孙国皓. 荧光分析法在食品检测中的应用[J]. 现代食品,2020(20):182-184,188.

[4] 史鑫,罗永康,张佳然,等. 荧光光谱分析技术在食品检测领域的研究进展[J]. 食品工业科技,2022,43(11):406-414.
[5] 单慧勇,杨延荣,杨仁杰,等. 应用二维相关荧光光谱检测红酒中胭脂红色素[J]. 食品工业,2017,38(5):297-300.
[6] 冯仕云,张燕萍,张秋香,等. 基于荧光法的牛奶中单诺沙星的快速检测[J]. 食品工业科技,2013,34(7):325-329,364.
[7] Geitner R,Fritzsch R,Popp J,et al. corr2D:Implementation of Two-Dimensional Correlation Analysis in R[J]. Journal of Statistical Software,2019,90(3):1-33.
[8] Park Y,Jin S L,Noda I,et al. Emerging Developments in Two-Dimensional Correlation Spectroscopy(2D-COS)[J]. Journal of Molecular Structure,2020,1217:128405.
[9] 田萍,陈斌,陆道礼,等. 二维相关荧光光谱鉴别 4 种食用植物油种类的研究[J]. 食品安全质量检测学报,2011,2(6):294-298.
[10] 陈培云,李红莲,赵志磊,等. 抚顺辽五味子二维相关荧光光谱鉴别方法研究[J]. 食品安全质量检测学报,2020,11(18):6702-6706.
[11] 于丽燕,陈斌,田萍,等. 二维及三维荧光光谱对芝麻油的掺杂鉴别研究[J]. 药学研究,2015,34(10):564-567.
[12] 连增艳,杨仁杰,董桂梅,等. 二维相关谱技术的研究进展及应用[J]. 天津农学院学报,2018,25(4):77-82,93.
[13] 戴元丰,代作晓,郭光智,等. 不同产地稻米的二维相关近红外光谱鉴别[J]. 中国食品学报,2023,23(9):331-338.
[14] Ma F,Huang A M. Rapid Identification and Quantification Three Chicken-Wing Woods of Millettia Leucantha,Millettia Laurentii and Cassia Siamea by FT-IR and 2DCOS-IR[J]. Journal of Molecular Structure,2018,1166:164-168.
[15] 顾颂,陈国庆,朱焯炜,等. 荧光相关光谱测定溶液中胭脂红的含量[J]. 光谱学与光谱分析,2017,37(12):3776-3780.
[16] 何小燕,罗妍,孔庆铃,等. 克氏原螯虾食用品质表观性状分析与评价[J]. 淮阴工学院学报,2023,32(3):19-28.
[17] 李梓彤,杨 超,陈 飞.基于 PCA-SSA-ELM 的非侵入式负荷识别方法[J]电子器件,2023,46(05):1357-1363.
[18] 张圆,刘薇,李津蓉,等. 结合小波变换和稀疏主成分分析的复合材料缺陷信号增强算法[J]. 传感技术学报,2022,35(12):1664-1670.
[19] Ozaki Y,Liu Y L,Noda I. Two-Dimensional Near-Infrared Correlation Spectroscopy Study of Premelting Behavior of Nylon 12[J]. Macromolecules,1997,30(8):2391-2399.



王晓燕(1981—),女,淮阴工学院电子信息工程学院副教授、博士。主要研究方向为光谱检测、信息融合,wxygxy@163.com;



季仁东(1979—),男,淮阴工学院电子信息工程学院教授、博士,主要研究方向为光电检测、信号处理,jrdgxy@163.com。