

利用主成分权重重置实现牛奶成分浓度快速检测中 近红外光谱的净化去噪

王丽杰^{1,2}, 杨羽翼^{1,2}

¹哈尔滨理工大学测控技术与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150080;

²哈尔滨理工大学测控技术与仪器黑龙江省高校重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150080

摘要 为了利用近红外光谱技术对牛奶中脂肪、蛋白质和乳糖的浓度进行快速检测,提出了基于直方图规定化和模糊层次分析法的近红外光谱主成分权重重置预处理方法。针对牛奶样品的光谱进行主成分分析,确定光谱数据中的最佳主成分数,得到了各主成分的得分和权重。采用直方图规定化的数学统计思想实现二维光谱矩阵的滤波及净化去噪,利用模糊层次分析方法对有效主成分信息的权重进行重置映射,滤掉无关的主成分干扰信息,建立权重重置后的光谱。在此基础上,对预处理后的光谱数据进行脂肪、蛋白质和乳糖的偏最小二乘回归 1(PLS1)建模,得到脂肪的相关系数为 0.980,预测均方根误差为 $0.158 \times 10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$;蛋白质的相关系数为 0.997,实际预测偏差为 $0.050 \times 10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$;乳糖的相关系数为 0.985,实际预测偏差为 $0.152 \times 10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$ 。由模型预测结果可知,基于直方图规定化和模糊层次分析法的近红外光谱主成分权重重置预处理方法比常规预处理方法具有更好的滤波和去噪效果,说明将直方图规定化和模糊层次分析法相结合对牛奶近红外光谱进行预处理具有可行性。

关键词 光谱学; 近红外光谱; 光谱分析; 直方图规定化; 模糊层次分析法; 权重

中图分类号 O433.4 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201737.1030003

Purification and Noise Elimination of Near Infrared Spectrum in Rapid Detection of Milk Components Concentration by Using Principal Component Weight Resetting

Wang Lijie^{1,2}, Yang Yuyi^{1,2}

¹ School of Measurement-Control Technology and Communication Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin, Heilongjiang 150080, China;

² The Higher Educational Key Laboratory for Measuring & Control Technology and Instrumentations of Heilongjiang Province (Harbin University of Science and Technology), Harbin, Heilongjiang 150080, China

Abstract In order to use the near infrared spectroscopy to rapidly detect the concentrations of fat, protein and lactose in the milk, a preprocessing method of weight resetting for near infrared spectroscopy based on histogram normalization and fuzzy analytic hierarchy process is proposed. The principal component analysis is conducted for the spectrum of milk samples, the best principal component number in the spectral data is determined, and the scores and weights of the principal components are obtained. Filtering and purification and noise elimination of two-dimensional spectral matrix are realized by using the mathematical statistic idea of histogram normalization. The fuzzy analytic hierarchy process is used to reset the weight of the active principal component information, and the irrelevant interference information of principal component is filtered out, thereby, the spectrum is reconstructed. On this basis, partial least squares 1 (PLS1) regression models of fats, proteins and lactose are built after spectral data preprocessing, getting the correlation coefficient of fat is 0.980 and predicted root mean square error is $0.158 \times 10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$; the correlation coefficient of protein is 0.997 and predicted root mean square error is $0.050 \times 10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$; the correlation coefficient of lactose is 0.985 and predicted root mean square error is $0.152 \times 10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$. Through the model prediction results, we can see that this pretreatment method has better filtering and noise elimination

收稿日期: 2017-04-14; **收到修改稿日期:** 2017-06-12

基金项目: 国家自然科学基金(11574065)

作者简介: 王丽杰(1971—),女,博士,教授,主要从事精密仪器及机械方面的研究。E-mail: wlj@hrbust.edu.cn

effect than the conventional pretreatment method. It is feasible to pretreat the near infrared spectrum of milk by combining histogram normalization and fuzzy analytic hierarchy process.

Key words spectroscopy; near infrared spectroscopy; spectral analysis; histogram normalization; fuzzy analytic hierarchy process; weight

OCIS codes 300.6340; 070.4790; 300.6170

1 引 言

牛奶的营养价值很高,含有促进人体生长发育及维持人体健康所必需的营养成分,如脂肪、蛋白质、乳糖、水、维生素和有机盐等。因此,对牛奶及其制品的质量和品质的监测、检测具有现实意义。近红外光谱技术^[1-3]具有快速、无破坏、多组分同时测量等优势,适用于奶制品在生产过程中的在线监测和销售现场的实时检测等。

虽然近年来采用近红外光谱技术检测牛奶主要成分浓度的研究报道较多,但目前市售的用于检测乳品成分浓度的高精度、低成本近红外光谱测量仪还比较少见。限制其发展应用的主要原因之一是,适合被测样品光谱特点的近红外光谱分析方法没有被采用,特别是光谱预处理解析方法。纵观国内外相关研究及文献,它们的预处理方法对光谱净化去噪之后通常会使模型的预测偏差降低 5%~35%^[4]。本文围绕光谱预处理方法展开研究,提出了近红外光谱的主成分(PC)权重重置预处理方法,利用直方图规定化的数学思想,采用模糊层次分析法解决了牛奶近红外光谱净化的问题,考虑了导致光谱变动的主成分因素及因素间的相互关联,克服了背景噪声等的干扰,提高了谱图与化学成分之间的相关性。

2 方法与原理

2.1 直方图规定化

一个二维数字图像在本质上就是一个二维矩阵,它和二维光谱矩阵在本质上是一致的,所以从理论上讲,直方图规定化的图像增强思想可以用来对二维光谱矩阵进行预处理增强。

直方图规定化的算法描述包含以下 4 步^[5-6]:1)对原始图像的直方图进行灰度级上的概率密度统计;2)对原始图像的直方图概率密度进行直方图的均衡化;3)对规定的直方图概率密度进行直方图的均衡化;4)确定原始图像直方图与规定直方图的对应映射函数,得到理想的直方图。

直方图规定化的基本思想就是通过一个灰度映射函数将原灰度直方图改造成理想的直方图,因此,将直方图规定化思想用于近红外光谱分析预处理的关键是确定灰度映射函数。本研究中采用模糊层次分析方法,目的是实现光谱主成分信息权重映射。

2.2 模糊层次分析法

模糊层次分析法是一种定性与定量相结合的系统分析方法,它为量化评价指标、选择最优方案提供了依据,因此研究中将其用于近红外光谱的预处理。

模糊层次分析法的基本思想是根据多目标评价问题的性质和总目标,把问题本身按层次进行分解,构成由下而上的梯形结构。图 1 给出了模糊层次分析法在进行决策时的流程。

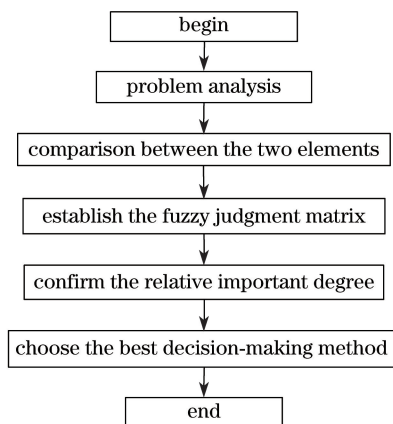


图 1 模糊层次分析法决策流程图

Fig. 1 Decisive flow chart of fuzzy analytic hierarchy process

从图 1 可以看出模糊层次分析法决策流程^[7]包含以下 4 步:1)分析问题,确定系统中各要素之间的因果关系,对决策问题的各种要素建立多层次递接结构模型;2)以同一层次的要素和上一级的要素为准则进行两两比较,并根据评定尺度确定其相对重要程度,最后据此建立模糊判定矩阵;3)通过一定的计算,确定各要素的相对重要程度;4)通过计算综合重要度,对所有替代方案的优先级进行排序,从而为决策人选择最优方案提供科学的决策依据。

2.3 主成分权重重置

2.3.1 基本方法

近红外光谱属于合频和倍频吸收,光谱背景复杂,重叠严重。研究中采用近红外漫反射测量方式,测量结果的精度^[8]取决于样品的化学值、仪器光谱稳定性硬手段和光谱解析软手段三方面。光谱仪器测量误差主要源于光路中杂散光和电路热噪声等的影响。光谱模型预测偏差主要取决于光谱预处理方法的适用性和校正模型的稳健性等。在光谱仪器稳定性达标的条件下,光谱信息主要源于成分浓度变化及其彼此的相关性影响。研究中提出主成分权重重置预处理方法,针对性地考虑了成分浓度变化及其相关性等对光谱的影响,采用基于直方图规定化思想的模糊层次分析法实现近红外光谱主成分权重重置预处理去噪。

基于直方图规定化的统计思想,将数字图像的灰度级对应到近红外光谱矩阵中的主成分,即“纯光谱”;将直方图中各个灰度级出现的概率对应到近红外光谱中主成分权重的累计贡献率;最后用基于直方图规定化的数理统计思想实现近红外光谱主成分的权重重置预处理。上述权重重置预处理方法摒弃了传统光谱预处理过程中只对单一主成分信息进行光谱预处理分析的不足,基于直方图规定化思想的主成分权重重置预处理方法,将引起光谱变动的多个主成分信息及其相互之间的相关性同时考虑到分析过程和处理过程中,更符合光谱的实际情况。

2.3.2 算法设计

近红外光谱主成分权重重置算法的设计过程如下:1)用主成分分析(PCA)方法对乳品光谱数据进行处理,确定最佳主成分数;2)确定最佳主成分数以内的光谱的得分和权重,计算各个主成分权重累计贡献率,将其作为“直方图统计的灰度级”,也就是模糊层次分析方法中所谓的“要素”;3)采用模糊层次分析方法决策出各要素的灰度映射函数,将原始光谱的主成分权重进行重置,得到重建光谱;4)对重建光谱进行建模预测及分析^[9-10]。

在采用模糊层次分析方法确定灰度映射函数过程中,首先进行要素间的两两比较判断,采用一个要素相对于另一个要素的重要程度定量表示,得到模糊判断矩阵 A :

$$A = (a_{ij})_{n \times n}, \tag{1}$$

式中 a_{ij} 为矩阵 A 中第 i 行第 j 列的数字标度, n 为矩阵 A 的维度。

为了使任意两个方案关于某准则的相对重要程度得到定量描述,采用 0.1~0.9 标度法给予数字标度,如表 1 所示。

表 1 模糊判断矩阵的数字标度
Table 1 Digital scale of fuzzy judgment matrix

Scale	Definition	State
0.5	Comparing the two elements	Equal importance
0.6	Comparing the two elements	One element is slightly more important than another element
0.7	Comparing the two elements	One element is obviously more important than another element
0.8	Comparing the two elements	One element is more important than another element
0.9	Comparing the two elements	One element is extremely more important than another element
0.1,0.2,0.3,0.4	Opposite compare	Compare the element a_1 with the element a_2 , getting judgment r_{ii}

$a_{ij} = 0.5$ 表示两个要素同样重要;若 $a_{ij} \in [0.1, 0.5)$, 则表示 x_j 比 x_i 重要(x_i 和 x_j 表示 2 个不同的要素);若 $a_{ij} \in [0.5, 0.9]$, 则表示 x_i 比 x_j 重要。依照上面的数字标度,要素 a_1, a_2, \dots, a_n 间相互进行比较,得到模糊互补判断矩阵。

模糊判断矩阵 A 权重的计算公式为

$$W_i = \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij} + \frac{n}{2} - 1}{n(n-1)} \quad (2)$$

根据(2)式可得到重置预处理后的主成分权重,若最佳主成分数为 f ,则模糊判断矩阵 A 的维度为 $f-1$ 。

3 实验与仪器

3.1 材料与仪器

实验样品采用勾兑奶,样品中脂肪的质量浓度范围为 $0.013 \sim 0.037 \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$,蛋白质的质量浓度范围为 $0.014 \sim 0.034 \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$,乳糖的质量浓度范围为 $0.022 \sim 0.054 \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$ 。描述脂肪、蛋白质和乳糖离散程度的浓度分布散点图如图 2 所示。

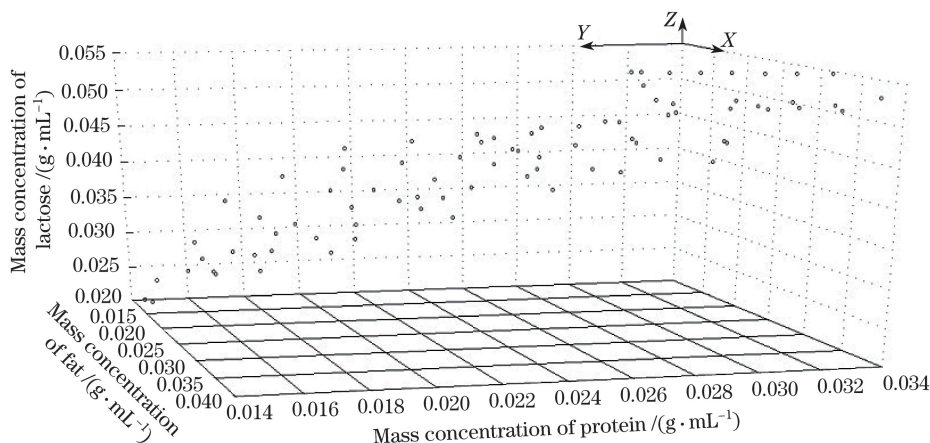


图 2 脂肪、蛋白质和乳糖浓度分布的散点图

Fig. 2 Scatter plot of concentration of fat, protein and lactose

勾兑奶样品的原料奶为市售牛奶和奶粉,溶剂为去离子水,勾兑配样的称量仪器采用的是精度为万分之一的精密电子天平,若忽略配样计量误差,则质量浓度参考值的测定误差在 $\pm 0.001 \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$ 范围内。光谱数据分析中选择校正集样品 82 个,预测集样品 10 个。

实验仪器采用自行研制的以声光可调谐滤光器(AOTF)为核心器件的牛奶成分含量检测仪器,其测量方式为光纤漫反射,采用卤素灯光源,系统的物理光谱分辨率为 5 nm 。在恒温状态下检测,仪器测量光谱的重复性变异系数低于 0.1% 。

在 $1000 \sim 1700 \text{ nm}$ 波长范围内采集光谱,测量过程中波长个数设定为 98 个。为了缩短测量时间,提高预测效率,实验采用回归系数与光谱残差比值法进行波长筛选^[11],优选得到 41 个波长。分别采用 98 个波长和 41 个波长进行预处理和建模。为了降低随机噪声的影响,光谱采集时每次测量均扫描 5 次后取平均。光谱数据的采集采用 LabVIEW 虚拟仪器(National Instrument)的软件和数据采集卡 NI-6023E 实现,数据存入计算机中待用。

3.2 数据处理

近红外光谱主成分分析法和偏最小二乘回归 1(PLS1)建模采用 The Unscrambler 多变量数据分析软件实现。基于直方图规定化思想的模糊层次分析法采用 MATLAB 编程实现。

4 结果与分析

4.1 牛奶样品的原始光谱图

牛奶样品的原始光谱如图 3 所示,测量方式为漫反射。文献[12]表明,脂肪在 1212 nm 和 1392 nm 波长附近时有较强的吸收,蛋白质在 $1460 \sim 1570 \text{ nm}$ 波段范围内有相当丰富的吸收峰,乳糖在 $1560 \sim 1750 \text{ nm}$ 波段范围内的吸收稍强,水在 1180 nm 和 1400 nm 附近存在吸收峰,这些在图 3 中都有所体现。在 $1000 \sim$

1700 nm 波段范围内,光谱的吸收主要是合频和倍频吸收,存在谱峰重叠、相互干扰严重的情况,因此对光谱进行预处理分析是必要的。

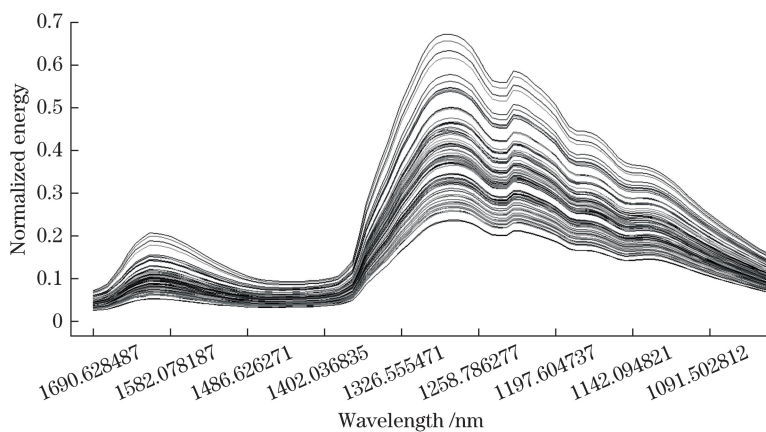


图 3 牛奶样品的原始光谱图
Fig. 3 Original spectra of milk samples

4.2 光谱数据的预处理

采用基于直方图规定化和模糊层次分析法的主成分权重重置预处理方法,对实验光谱数据进行预处理。预处理过程首先采用主成分分析方法对光谱数据进行处理,确定最佳主成分数。主成分分析方法能采用主成分和得分来表征光谱,主成分相当于一个量度单位,得分相当于权重。

以近红外光谱分析中脂肪浓度的光谱预处理(41个波长情况)为例,给出了脂肪浓度的得分和权重图,如图4所示。

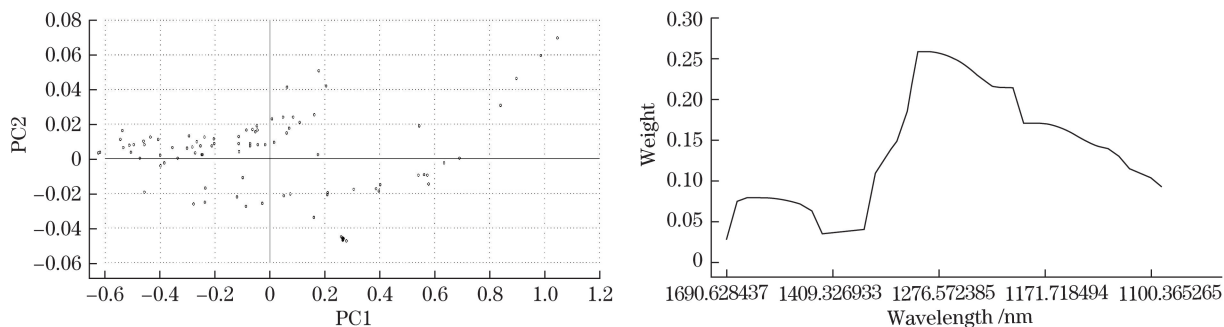


图 4 牛奶样品中脂肪的(a)得分图和(b)权重图
Fig. 4 (a) Scoring figure and (b) weight figure of fat in milk samples

为了评价预测脂肪浓度过程中光谱的各个主成分数及其累计贡献率的定量结果,研究中采用 PLS1 对脂肪的质量浓度进行建模,得出模型预测结果的剩余验证方差图,如图5所示。

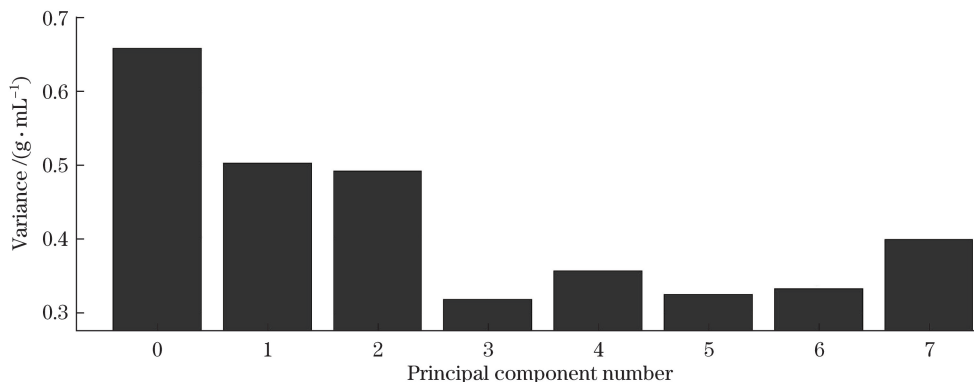


图 5 剩余验证方差图
Fig. 5 Graph of residual validation variance

从图 5 可以看出:随着主成分数增加,方差呈递减的趋势;主成分数为 3 时,方差最小;主成分数超过 3 之后,方差又开始增大。说明主成分数超过 3 之后,加入的主成分是与被测组分无关的噪声成分。由此可知,牛奶近红外光谱的最佳主成分数为 3。

根据图 5 定量统计不同主成分数的累计贡献率,如表 2 所示。

表 2 不同主成分数的得分贡献率

Table 2 Contribution rate of score for different principal component numbers

Principal component number	1	2	3	4	5	6	7
Accumulative contribution rate /%	22.10	16.86	16.49	10.64	11.93	10.87	11.12

从表 2 可以看出,在主成分数不大于 3 时,预测时模型的主成分贡献率随主成分数的增加而减小,当主成分数超过 3 以后,预测模型的主成分贡献率变化得比较缓慢。因为当主成分数为 3 时,累计方差贡献率为 55.45%,所以脂肪、乳糖和蛋白质这 3 个主成分因子能很好地反映光谱的总体信息。

采用各主成分的贡献率进行两两比较,根据模糊判断矩阵的数字标度,得到模糊判断矩阵 \mathbf{A} :

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.8 & 0.9 \\ 0.2 & 0.5 & 0.6 \\ 0.1 & 0.4 & 0.5 \end{bmatrix} \quad (3)$$

根据模糊判断矩阵 \mathbf{A} 可得到模糊判断后的主成分权重,如表 3 所示。

表 3 模糊判断后的主成分权重

Table 3 Weight of principal component after fuzzy judgment

Weight	W_1	W_2	W_3
Value	0.213	0.367	0.417

根据表 3 所示的模糊判断后的主成分权重,联立原始光谱中各主成分数的得分 \mathbf{T} ,计算重置后的光谱矩阵 $\mathbf{X}_{\text{reset}}$:

$$\mathbf{X}_{\text{reset}} = \mathbf{TP}_{\text{reset}}^T, \quad (4)$$

式中 $\mathbf{P}_{\text{reset}}$ 为重置后的主成分权重。

4.3 建模预测

针对实验样品光谱中脂肪、蛋白质和乳糖的浓度分别进行 PLS1 建模及预测。以交互验证相关系数 (R_c^2)、交互验证均方根偏差 (RMSECV)、预测相关系数 (R_p^2) 和预测均方根偏差 (RMSEP) 等作为评价指标,模型预测结果如表 4、5 所示。

表 4 98 个波长的脂肪、蛋白质和乳糖权重重置前后的模型预测结果

Table 4 Model forecast results before and after weight resetting of fat, protein and lactose for the wavelength number of 98

Model evaluation index	R_c^2	RMSECV / ($10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$)	R_p^2	RMSEP / ($10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$)	
Fat	Before weight resetting	0.827	0.491	0.742	0.591
	After weight resetting	0.995	0.083	0.993	0.095
Protein	Before weight resetting	0.921	0.242	0.855	0.324
	After weight resetting	0.973	0.139	0.965	0.160
Lactose	Before weight resetting	0.862	0.441	0.771	0.559
	After weight resetting	0.969	0.217	0.959	0.249

表 5 41 个波长的脂肪、蛋白质和乳糖权重重置前后的模型预测结果

Table 5 Model forecast results before and after weight resetting of fat, protein and lactose for the wavelength number of 41

Model evaluation index		R_c^2	RMSECV / ($10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$)	R_p^2	RMSEP / ($10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$)
Fat	Before weight resetting	0.799	0.480	0.740	0.540
	After weight resetting	0.984	0.141	0.980	0.158
Protein	Before weight resetting	0.843	0.326	0.789	0.374
	After weight resetting	0.997	0.045	0.997	0.050
Lactose	Before weight resetting	0.790	0.536	0.723	0.606
	After weight resetting	0.988	0.136	0.985	0.152

对表 4、5 数据进行处理分析后可得到以下结论:

1) 从 98 个波长权重重置前后的数据处理结果可以看出主成分权重重置方法的效果及可行性。用近红外光谱分析方法对牛奶中脂肪、蛋白质和乳糖等多种主成分进行快速分析及预测,采用主成分权重重置的方法进行预处理,采用 PLS1 进行建模,得到脂肪的实际预测相关系数从原来的 0.742 增加到 0.993,实际预测偏差从原来的 $0.591 \times 10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$ 减小到 $0.095 \times 10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$,相对降低了 83.92%;蛋白质的实际预测相关系数从 0.855 增加到 0.965,实际预测偏差由 $0.324 \times 10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$ 减小到 $0.160 \times 10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$,相对降低了 50.62%;乳糖的实际预测相关系数从 0.771 增加到 0.959,实际预测偏差由 $0.559 \times 10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$ 减小到 $0.249 \times 10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$,相对降低了 55.46%。

2) 采用回归系数与光谱残差比值法对波长进行筛选,对筛选之后的波长建模,相关系数和预测偏差整体上略有改善,但数据处理时间和测量时间缩短了,这对牛奶的在线快速检测具有现实意义。

3) 综合上述两个结果,最后采用 41 个优选后的波长变量建模,权重重置预处理前后的数据结果表明,用近红外光谱分析方法对牛奶中的脂肪、蛋白质和乳糖等多种主成分进行快速分析及预测,采用主成分权重重置的方法进行预处理,采用 PLS1 进行建模,得到脂肪的实际预测相关系数从原来的 0.740 增加到 0.980,实际预测偏差从原来的 $0.540 \times 10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$ 减小到 $0.158 \times 10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$,相对降低了 70.74%;蛋白质的实际预测相关系数从 0.789 增加到 0.997,实际预测偏差由 $0.374 \times 10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$ 减小到 $0.050 \times 10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$,相对降低了 86.63%;乳糖的实际预测相关系数从 0.723 增加到 0.985,实际预测偏差由 $0.606 \times 10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$ 减小到 $0.152 \times 10^{-2} \text{ g} \cdot \text{mL}^{-1}$,相对降低了 74.9%。

综上所述,相对于原始光谱直接建模的结果而言,采用基于直方图规定化思想的模糊层次分析法进行预处理后,PLS1 模型的评价指标都有所改善。因此,基于直方图规定化思想的模糊层次分析法的预处理方法起到了良好的去噪效果,具有可行性。考虑到实验中勾兑奶样品是由一个或几个样品组合而成的,彼此间的线性相关程度较高,而实测样品来自于不同的企业或同一企业的不同生产批次,样品间的相关性程度低,不同的组分构成会对光谱产生较大影响,因此下一步将针对此问题展开深入研究和探讨。

5 结 论

近年来,大分子液态成分浓度的近红外光谱分析研究已成为热点。纵观国内外相关研究及文献,它们的预处理方法对光谱净化去噪之后通常会使得模型的预测偏差降低 5%~35%^[12]。采用基于直方图规定化思想的模糊层次分析法对牛奶近红外光谱进行主成分权重重置预处理后,可以将实际偏差降低 50%~85%。本研究工作为解决光谱分析预处理提供了新的思路、方法和途径,值得进一步深入研究,并可将主成分权重重置预处理方法推广至具有散射特性的其他物质的主成分浓度的快速分析检测中。

参 考 文 献

- [1] 陆婉珍,袁洪福,褚小立. 近红外光谱仪器[M]. 北京: 化学工业出版社, 2010.
- [2] Botros L L, Jablonski J, Chang C, *et al.* Exploring authentic skim and nonfat dry milk power variance for the

- development of nontargeted adulterant detection methods using near-infrared spectroscopy and chemometrics[J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 2013, 61(41): 9810-9818.
- [3] Fu Bo, Hu Yongxiang, Liu Rong, *et al.* Near-infrared measurement with medium concentration sample as reference[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(2): 0230003.
傅博, 胡永翔, 刘蓉, 等. 基于中等浓度样品参考测量的近红外光谱检测方法[J]. 光学学报, 2016, 36(2): 0230003.
- [4] Xing Xiaoxue, Ji Shujiao. A research on the implementing method of gray level histogram specification based on Matlab[J]. Journal of Changchun University, 2010, 20(2): 37-38.
邢笑雪, 吉淑娇. 基于 Matlab 的灰度直方图规定化实现方法的研究[J]. 长春大学学报, 2010, 20(2): 37-38.
- [5] Sen D, Pal S K. Automatic exact histogram specification for contrast enhancement and visual system based quantitative evaluation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(5): 1211-1220.
- [6] Dai Chengdong, Bo Fangmin, Chen Chaozu, *et al.* The layout of protection forest around Dongting lake with fuzzy analytic hierarchy process[J]. Journal of Hunan Forestry Science and Technology, 2010, 37(6): 21-24.
戴成栋, 柏芳敏, 陈朝祖, 等. 基于模糊层次分析法的环洞庭湖防护林体系建设布局[J]. 湖南林业科技, 2010, 37(6): 21-24.
- [7] Yan Yanlu, Jing Mao, Zhang Luda, *et al.* Studies on error of FTNIRDRSA[J]. Journal of Agricultural University of Beijing, 1990, 16(S2): 37-48.
严衍禄, 景茂, 张录达, 等. 付里叶变换近红外漫反射光谱分析测量误差的研究[J]. 北京农业大学学报, 1990, 16(S2): 37-48.
- [8] Zhang Long, Pan Jiarong, Zhu Cheng, *et al.* Discrimination of different types of fermented tea by near infrared spectroscopy[J]. Food Science, 2012, 33(20): 149-152.
张龙, 潘家荣, 朱诚, 等. 基于近红外光谱的不同发酵类型茶叶判别[J]. 食品科学, 2012, 33(20): 149-152.
- [9] Wang Yun, Xu Kexin, Chang Min. Study on multi-band NIR spectroscopy for the determination of fat and protein contents in milk[J]. Optical Instrument, 2006, 28(3): 3-7.
王云, 徐可欣, 常敏. 近红外光谱技术检测牛奶中脂肪及蛋白质含量校正模型的建立[J]. 光学仪器, 2006, 28(3): 3-7.
- [10] Li Qingbo. The research of several key technologies in infrared spectroscopy[D]. Tianjin: Tianjin University, 2003.
李庆波. 近红外光谱分析中若干关键技术的研究[D]. 天津: 天津大学, 2003.
- [11] Wang Lijie. Research on rapid measuring method and system for milk constituents detecting by NIR spectrum[D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2006.
王丽杰. 快速检测牛奶成分的近红外光谱测量方法及系统研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2006.
- [12] Qiu Xunchao, Cao Jun. Application of band optimization of near-infrared spectra for quantitative detection of protein in northeastern pine huts[J]. Modern Food Science and Technology, 2016, 32(11): 303-309.
仇逊超, 曹军. 近红外光谱波段优化在东北松子蛋白质定量检测中的应用[J]. 现代食品科技, 2016, 32(11): 303-309.