

doi: 10.12452/j.fxcxb.26012603

应用纯纺布料近红外光谱与配方回归算法直接解析 棉/聚酯混纺布料成分比例

许琳^{1*}, 张强¹, 董亚楠¹, 井一凡², 李军会², 张洪松³, 安乐乐³

(1. 河北省产品质量监督检验研究院, 河北 石家庄 050091; 2. 中国农业大学 信息与电气工程学院, 北京 100083; 3. 上海冉紫实业有限公司, 上海 201802)

摘要: 针对传统偏最小二乘法 (PLS) 建模需要大量样本支撑的问题, 该研究提出了一种基于近红外光谱与配方回归算法的混纺布料定量分析方法。实验选取45份棉/聚酯混纺样品, 以及棉和聚酯纯纺样品各10份, 对比了吸光度与Kubelka-Munk (K-M) 值在建模中的表现。研究结果表明, 基于K-M值的建模效果 ($R^2=0.96$, RMSEP=4.18%) 显著优于吸光度 ($R^2=0.82$, RMSEP=9.10%), 满足国标GB/T 29862-2013中关于纤维含量允差的要求。与传统分析方法相比, 该方法的核心优势在于无需大量混纺样本建模, 仅需少量纯组布料光谱即可实现对棉/聚酯混纺比例的准确预测。这一研究为纺织品成分的快速定量分析提供了一种低成本、高效率的简化建模方案, 具有较强的实际应用价值。

关键词: 近红外光谱; 配方回归; 布料解析; 纺织品

中图分类号: O657.3; F768.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1004-4957(XXXX)XX-0001-08

Direct Resolution of Cotton/Polyester Blend Proportions Using Near-infrared Spectroscopy of Pure Fabrics and Formula Regression Algorithm

XU Lin^{1*}, ZHANG Qiang¹, DONG Ya-nan¹, JING Yi-fan², LI Jun-hui², ZHANG Hong-song³,
AN Le-le³

(1. Hebei Academy of Product Quality Supervision & Inspection, Shijiazhuang 050091, China; 2. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China; 3. Shanghai Ranzi Industrial Co., Ltd., Shanghai 201802, China)

Abstract: Quantitative analysis of textile blends is key to industrial quality control. Addressing the problem that traditional partial least squares (PLS) modeling requires support from a large number of samples, this study proposes a quantitative analysis method for blended fabrics based on near-infrared (NIR) spectroscopy and formula regression algorithm. In the experiment, 45 cotton/polyester blend samples, along with 10 pure cotton and 10 pure polyester fabric samples, were selected to compare the performance of absorbance and Kubelka-Munk (K-M) values in modeling. The research results indicate that the modeling effect based on K-M values ($R^2=0.96$, RMSEP=4.18%) is significantly superior to that of absorbance ($R^2=0.82$, RMSEP=9.10%), meeting the requirements for fiber content tolerance in the national standard GB/T 29862-2013. Compared with traditional analytical methods, the core advantage of this method lies in the elimination of the need for large-scale blend sample modeling; accurate prediction of cotton/polyester blend proportions can be achieved using only a small number of pure component fabric spectra. This study provides a low-cost, high-efficiency simplified modeling scheme for the rapid quantitative analysis of textile components, possessing strong practical application value.

Key words: near-infrared spectroscopy; formula regression; fabric analysis; textile

纺织品纤维含量的准确标注不仅是评价产品质量的核心指标, 也是维护消费者权益和市场贸易公平的重要依据。随着纺织工艺的进步, 棉/聚酯混纺织物因其结合了棉纤维的吸湿透气性与聚酯纤维的

收稿日期: 2026-01-26; 修回日期: 2026-03-25

* 通讯作者: 许琳, 硕士, 高级工程师, 研究方向: 近红外光谱在纺织纤维含量检测领域的应用, E-mail: 75700231@qq.com

耐磨挺括性,成为市场上流通量最大、覆盖面最广的纺织品种之一^[1]。根据我国国家标准 GB/T 29862-2013《纺织品 纤维含量的标识》^[2]的规定,纺织品必须标注其纤维成分及比例。准确的纤维含量标注是实现纺织品分类回收、促进循环经济的前提,但目前市场上多数混纺织物标签存在信息不准确的问题。行业内测定棉/聚酯混纺成分的标准方法主要依赖化学溶解法,如利用 75% 硫酸溶解棉组分^[3]。虽然化学分析法准确度高,但其操作程序繁琐、检测周期长,且涉及大量强酸试剂的使用,不仅对环境造成污染,也对实验人员的健康构成潜在威胁。因此,探索一种绿色、快速、无损的定量检测技术已成为纺织检测领域的迫切需求。

近红外光谱(NIR)分析技术凭借其无损、高效、制样简单等优势,在纺织品检测领域展现出广阔的应用前景^[4-8]。然而,传统的近红外定量建模方法(如偏最小二乘法,PLS)高度依赖于样本集的覆盖度。Ruckebusch等^[9]收集了318份棉-聚酯样品,采用PLS回归结合遗传算法的波长选择策略,取得了2.3%的预测误差。桂家祥等^[10]以249个棉/涤混纺织物为研究对象,采用PLS建立定量模型,预测结果与国标方法无显著差异。为建立稳健的模型,往往需要收集数百份覆盖不同混纺比例、组织结构和染料深浅的代表性样本进行标定,建模成本高昂,且模型对于校正集未涵盖织物的泛化能力受限。此外,由于织物在漫反射测量过程中受散射效应影响严重,原始光谱中的吸光度与组分浓度之间的线性关系常受到干扰。

针对上述问题,本研究提出了一种基于近红外光谱线性加和原理与配方回归算法的定量分析方案。该方法的核心思想是将混纺织物的光谱视为其对应纯组分光谱的线性组合,通过求解回归系数直接获得组分比例。选取45份棉/聚酯混纺样品及20份纯纺样品作为实验材料(棉和聚酯各10份),其中纯纺样品光谱用于构建理论光谱,对混纺样品进行定量分析;进一步探讨吸光度与Kubelka-Munk(K-M)值两种光谱表征方式对模型预测精度的影响。与传统PLS方法相比,该方法仅需少量纯布料光谱即可完成建模,显著降低了对大规模标准样本库的依赖。本研究旨在为工业现场棉/聚酯混纺织物的快速比例解析提供一种更简便、高效且低成本的技术途径。

1 实验部分

1.1 材料

本文所用纺织纤维共3类65个纺织品样本,涵盖黑、白、灰、红、蓝等多种常见布料颜色,棉/聚酯混纺布料中棉含量梯度设置为10.1%~99.5%,组织结构包括平纹、斜纹、缎纹等常见类型,上述布料购自3家不同的纺织生产企业,以确保样本的代表性与模型的泛化能力。其中纤维组分和混纺纤维含量采用化学分析法测得,具体如表1所示。

表1 布料种类、样本量与纤维含量

Table 1 Fabric categories, sample sizes and fiber content distributions

Fabric type	Sample size	Fiber content/%
Cotton	10	100
Polyester	10	100
Cotton/Polyester	45	Cotton: 10.1~99.5

1.2 仪器与扫描参数

本实验所用仪器为RZNIR7800光栅型近红外光谱仪(上海冉紫实业有限公司),采集光谱仪器为积分球漫反射扫描模式,波长范围1300~2500nm,光谱分辨率12nm,采样间隔4nm,平均采集次数4次。

由于布料样品的厂家、颜色、纤维含量和纺织工艺不同,测量近红外漫反射光谱时,将试样对折2次置于检测器窗口,保证样品被测表面平整且不漏光。为减少样品正反两面涂料和工艺不同造成的光谱差异,将同一样品测量正反两面,每面均分别选取4个不同的采样点,结果取平均光谱。

1.3 实验方法

1.3.1 直接校正 在化学计量学方法中,直接校正模型^[11-12]如下所示:

$$Y = Kc + e \quad (1)$$

式中, Y 表示混合物样本的光谱数据, K 表示构成混合物的所有纯物质样本的光谱数据矩阵, c 表示混

合物中待测各物质的浓度， e 表示误差矢量。

直接校正模型基本思路：混合物样本的光谱数据矩阵 Y 和纯物质样本的光谱数据矩阵 K 已知，直接采用纯样品的标准光谱进行校正，从而求出混合物中各物质的浓度矢量矩阵 c 。忽略存在的误差矢量矩阵 e ，可用下式表示：

$$c = (K^T K)^{-1} K^T Y \quad (2)$$

式中， Y 是因变量， K 是自变量，通过数据拟合求出自变量 K 在因变量 Y 中的拟合系数向量 c 。

1.3.2 配方回归 本文采用配方回归算法（又称非负系数回归）解析混纺样本中各纤维的含量比例。该法是由中国著名数学家方开泰提出的一种含有线性约束、回归系数为非负且和为 1 的回归算法，已成功应用于农产品、医药、烟草领域，其算法模型^[13-15]如下所述：

$$PR: \begin{cases} Y = X\beta + \varepsilon & (3) \\ I_m' \beta = 1 & (4) \\ \beta \geq 0 & (5) \end{cases}$$

在上述的模型中， Y 是 $n \times 1$ 的矩阵， X 是 $n \times p$ ($n \geq p$) 的矩阵， β 为 $p \times 1$ 的配比矩阵， ε 为 $n \times 1$ 的矩阵， I_m 为数据全为 1 的矩阵。求 β 的最小二乘估计则在式 (4)、(5) 的约束条件下使：

$$Q = (Y - X\beta)^T (Y - X\beta) \rightarrow \min \quad (6)$$

若得到最优回归系数的解向量 $\beta^* \geq 0$ ，则其是 PR 模型的唯一解，否则用消去变化法使得 β^* 所有分量非负。在本文中，自变量 Y 构成混纺样本光谱数据向量，因变量 X 构成纯布料样本光谱数据矩阵。按照非负线性回归算法求解的百分比向量 β^* 由百分比系数组成，可用于定量定性分析。针对二组分混合体系，定量分析的核心在于求解两个加和为 1 的组分比例系数，并将其预测值与实际含量值进行比对以验证准确性。定性鉴别则基于配方回归原理，利用求得的组分贡献向量与对应的纯物质基础光谱重构理论光谱，以此作为识别纤维种类的依据。

1.3.3 近红外光谱的线性加和特性 在漫反射光谱分析中，通常采用 Kubelka-Munk 函数（见公式 (7)）或漫反射吸光度（见公式 (8)）将漫反射率转换成与组分浓度相关的参数，当各样品间散射系数 S 在一定范围内时，Kubelka-Munk 函数或漫反射吸光度与组分浓度存在近似线性关系。

$$F(R_\infty) = \frac{(1 - R_\infty)^2}{2R_\infty} = \frac{K}{S} = \frac{\varepsilon \cdot C}{S} \approx b' \cdot C \quad (7)$$

$$A = a + b\left(\frac{K}{S}\right) = a + b\left(\frac{\varepsilon \cdot C}{S}\right) \approx a + b'' \cdot C \quad (8)$$

式中， R_∞ 为样品无穷厚度绝对反射率， A 为漫反射体的反射吸光度， K 和 S 分别为样品的吸收系数和散射系数，其中， K 与样品化学性质有关， S 与样品物理性质有关， ε 为摩尔吸光系数， C 为样品浓度。

通过将原始吸光度转换为 K-M 值 ($F(R_\infty)$)，理论上可实现多组分光谱信号的线性解析，从而利用少量纯组分样品的指纹特征推导出混纺比例。加和性指混合样品的光谱信号是其组成成分光谱的线性叠加，即混合物的光谱可表示为各组分光谱按比例加权的总和，近红外漫反射光谱的加和性是漫反射光谱与组分浓度存在近似线性关系的体现。

使用配方回归得到的预测结果为样品摩尔浓度，而纺织纤维含量一般指各组分的质量百分比，二者存在高度线性关系。因此需要通过标称值修正集将预测比例系数转化为实际标称值，校正方法如公式 (9) 所示。

$$y_{cor} = m \cdot c_{sam} + n \quad (9)$$

式中， y_{cor} 为校正后的纤维质量百分比， c_{sam} 为配方回归得到的样品摩尔浓度， m 和 n 为线性校正系数，由修正集的最小二乘拟合得到。

1.3.4 评价指标 为评估模型对测试集的适用性，计算了决定系数 (R^2) 和预测均方根误差 (RMSEP)。RMSEP 是评估回归模型在新数据上预测性能的关键指标，可量化模型预测值与真实值之间的平均差异，其值越小，表示预测精度越高^[16-17]。在测试集中，RMSEP 的计算方式如式 (10) 所示。

$$RMSEP = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (10)$$

式中 y_i 为真实值, $\hat{y}_i$ 为预测值, n 为测试样本数量。

2 结果与讨论

2.1 棉/聚酯近红外光谱定性识别与定量比例解析模型的建立

不同布料近红外光谱识别与比例解析的建模预测流程如图 1 所示, 首先同时收集代表性强的均质纺织面料、纯纺纺织面料、已知成分比例的混纺纺织面料, 以及未知成分比例的纯纺或混纺纺织面料。随后对所有样品进行光谱采集, 并将循环计数器 N 初始化为 0。将采集到的光谱数据划分为纯纺样品光谱校正集、比例修正集和预测集。对所有样品光谱进行统一的预处理。预处理后, 计算每个样品光谱与纯纺校正集光谱的相关系数。如果相关系数大于阈值 1, 则判定该样品为纯纺纺织品, 并据此确定其具体材质, 完成定性分析。如果相关系数小于或等于阈值 1, 则判定为混纺纺织品, 随后基于配方回归方法建立定标模型, 并计算该模型光谱与实际样品光谱之间的 Pearson 相关系数。若此相关系数大于阈值 2, 则利用比例修正集将模型得到的比例系数转化为实际标称值, 从而解析出混纺纺织品各成分的实际比例, 完成定量分析; 若此相关系数未达到阈值 2, 则检查循环计数器 N 是否小于 3; 若 N 小于 3, 则将该样品 (特别是未知比例的预测集样品) 视为需重新处理的样本, 对其进行进一步的充分混合, 并将计数器增加为 $N+1$, 然后返回光谱采集步骤再次进行该样品的采集和分析循环; 若 N 达到 3 次或以上 (即经过 3 次混合重测仍未满足条件), 则判定该样品为异常样品, 需采用其他方法进一步分析。

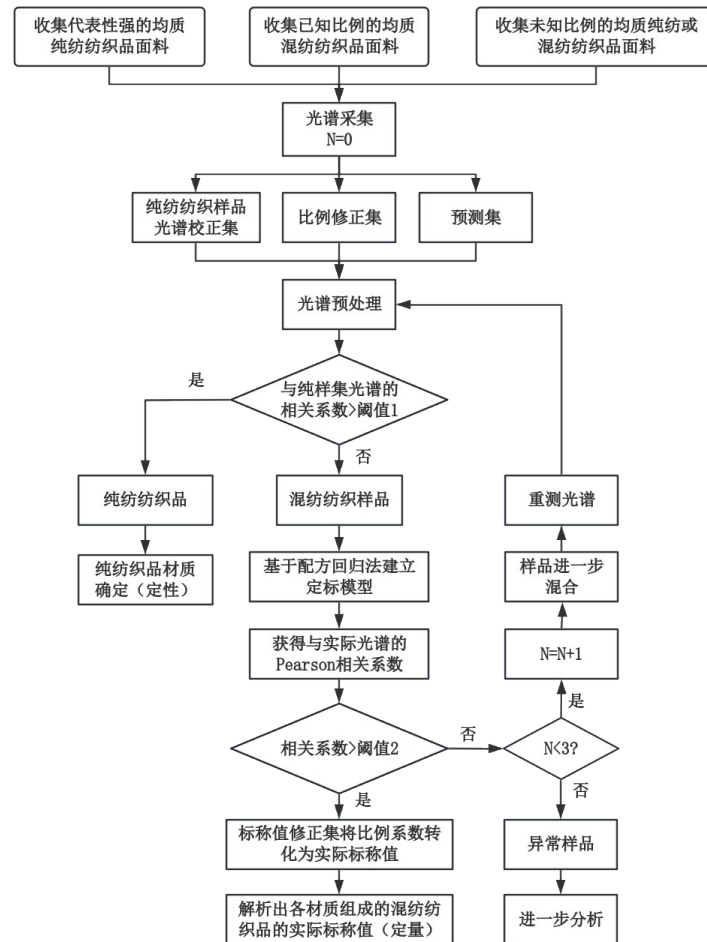


图 1 不同布料近红外光谱识别与比例解析的建模预测流程图

Fig. 1 Flowchart of modeling and prediction for NIR spectra recognition and proportional analysis of different fabrics

为建立配方回归定量模型, 首先进行纯纺校正集光谱采集, 在同一时间、同一环境下连续测量棉、聚酯布料的原始光谱, 使用一阶导数+S-G 平滑对光谱进行预处理, 结果如图 2 所示。由图可知, 纯棉

的原始光谱差异很小，而纯聚酯原始光谱存在明显的基线漂移，其原因可能是布料颜色、结构与工艺不同。经过一阶导数处理后明显减小了基线漂移的影响，消除了因散射、样品结构不均匀等因素引起的噪声。两种纯布料经导数处理后的光谱有明显差异，说明依靠纺织纤维漫反射近红外光谱信息进行定性鉴别具有可能性。

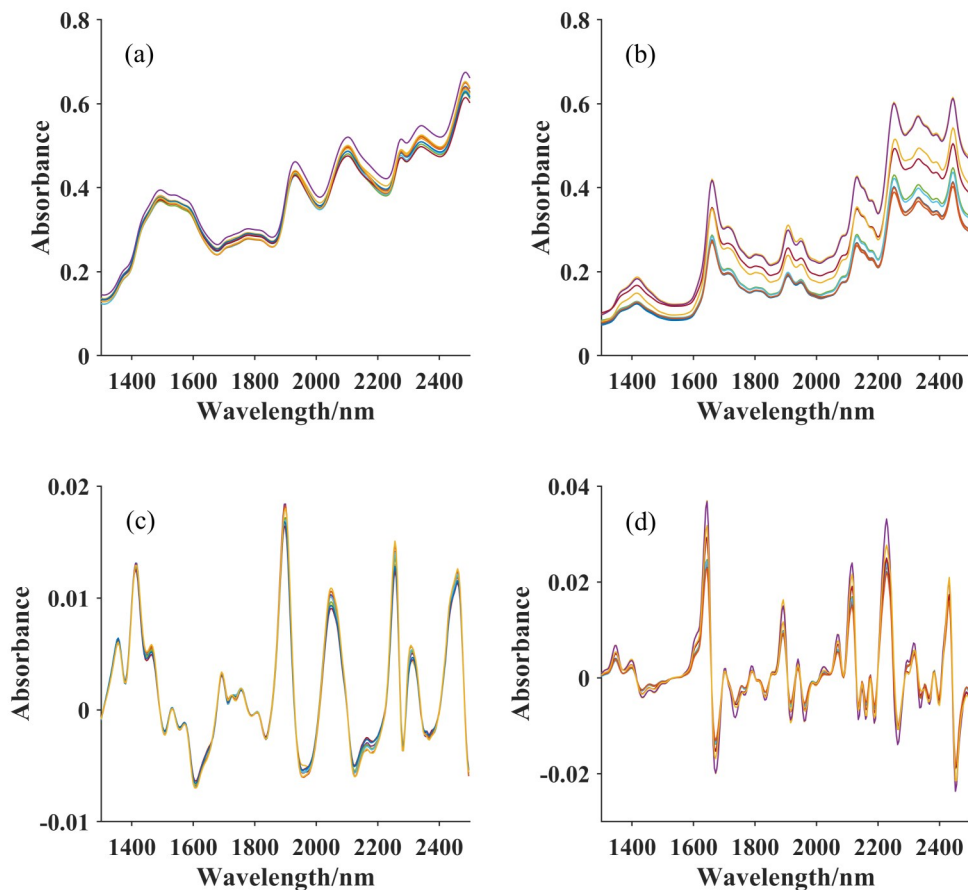


图2 棉、聚酯的原始光谱与一阶导数光谱图

Fig. 2 Original spectra and first derivative spectra of cotton and polyester

A. cotton original spectrum; B. polyester original spectrum; C. cotton first derivative spectrum; D. polyester first derivative spectrum. (A. 棉的原始光谱; B. 聚酯的原始光谱; C. 棉的一阶导数光谱; D. 聚酯的一阶导数光谱)

在测量20条纯纺纺织品（棉、聚酯）的光谱并构建校正集后，计算了其光谱数据的自相关系数，结果如表2所示。不同布料的光谱相关性是判别样品属性的关键依据。表2显示，纯布料校正集光谱间的自相关系数均在0.99以上，表明同类样品的光谱质量较好、噪声较低且信号平滑。基于此，将判别阈值1设定为0.99。进一步对纯纺数据取平均光谱，计算得到棉与聚酯平均光谱间的互相关系数为-0.074。该值接近0，说明二者在光谱特征上无显著线性相关。据此建立如下判别流程：对于未知种类的待测样品，首先计算其光谱与校正集中各纯布料平均光谱的互相关系数。若其与某一纯布料的相关系数大于0.99，则判定为对应种类的纯纺织物；若与所有纯布料的相关系数均在0~0.99之间，则判定为混纺织物，可进一步利用配方回归算法解析其纤维成分比例。

表2 棉、聚酯的自相关系数

Table 2 Autocorrelation coefficients of cotton and polyester

	Calibration set size	Autocorrelation coefficients
Cotton	10	0.997~1.000
Polyester	10	0.995~1.000

2.2 不同种类布料的定性识别结果

为分析混纺织物的成分构成,首先使用两种纯布料的光谱构造出棉/聚酯混纺组合的理论光谱矩阵,作为校正集的因变量数据;随后,将每个待测混纺织物样品的实测光谱作为校正集的自变量数据,通过配方回归分别拟合出对应于该组合的“理论混纺光谱”(见图3);最终,通过计算并比较待测样品实际光谱与拟合理论光谱的相关系数,将相关系数最大的两类组合判定为该混纺织物实际所含的两种纤维成分。经计算,45份棉/聚酯混纺织物样品实际光谱和理论光谱之间的相关系数为0.991~0.999。说明混纺织物光谱和使用纯纺光谱拟合出的棉/聚酯混纺织物理论光谱显著相关,进而验证其组成为棉+聚酯。

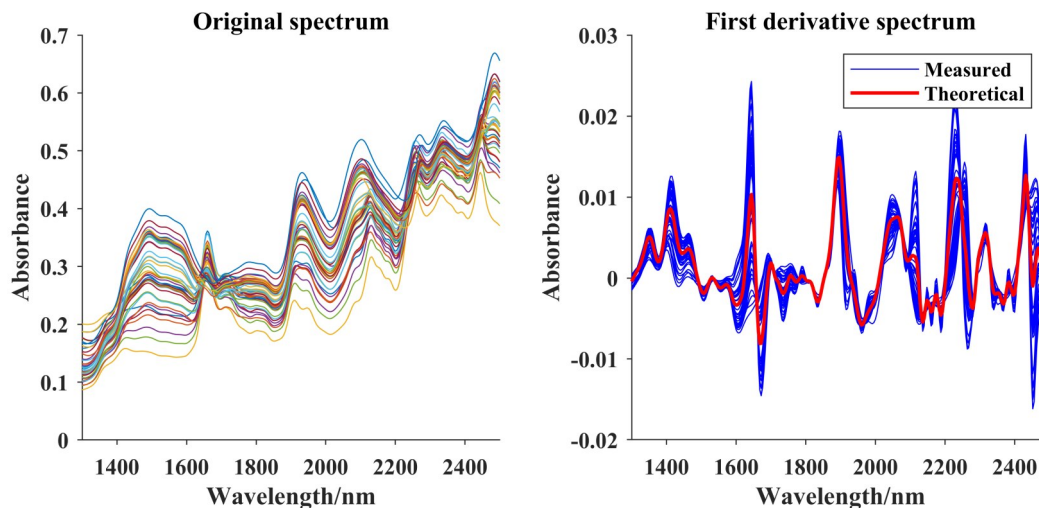


图3 棉/聚酯混纺织品的原始光谱与理论光谱

Fig. 3 Original and theoretical spectra of cotton/polyester blended fabrics

为验证模型对混纺织物的定性识别与解析能力,利用棉、聚酯和棉/聚酯混纺样品光谱对校正模型进行检验,以检验模型的实际预测能力。如表3所示,所建立的直接校正方法对纯布料的识别率100%,对棉/聚酯混纺织品的识别率100%。结果表明,本预测方法可快速、准确鉴别上述纤维纺织品。该方法不同于传统算法需要大量样本建立复杂判别模型,能显著节省人力物力。

表3 验证集样本的定性判别结果

Table 3 Qualitative identification results for validation set samples

	Validation set size	Correlation coefficient	Number of passed predictions	Fibre composition
Cotton	10	0.997~1.000	10	Pure cotton
Polyester	10	0.995~0.999	10	Pure polyester
Cotton/Polyester	45	0.991~0.999	45	Cotton+Polyester

2.3 混纺布料定量比例解析结果

使用纯纺织物平均光谱与纤维含量已知的棉/聚酯混纺纺织品光谱的K-M值和吸光度数据,结合配方回归算法和一阶导数预处理,建立混纺织物中各类纤维含量的预测模型。模型建立后计算45个棉/聚酯混纺样品的相关系数均大于0.99,因此确定阈值2为0.99,超过此阈值说明该混纺样品与理论光谱较为接近,可以确定混纺样品的组成,样品光谱适用于进行比例解析。若相关系数小于阈值2,说明样品光谱异常,需将布料样品剪碎重新测量,消除因正反面纤维含量分布不均匀产生的影响。使用模型预测待测样品。由于配方回归算法得到的结果为物质摩尔浓度,纤维含量一般为固体质量占比,且二者存在明显的线性关系,因此通过线性校正的方法对解析结果进行校正。按照棉含量梯度均匀选取12个棉/聚酯混纺样品作为修正集,剩余33个混纺样品作为验证集,得到纤维含量的实际标称值,棉/聚酯混纺比例解析的修正集与校正后的验证集结果(以棉含量为例,其中混纺组成为二组分,且棉和聚酯含量之和为1)分别如图4、图5所示。由图5可知,校正后的验证集决定系数为0.9641,表明纤维含量的标定值和校正值差异较小,棉/聚酯混纺织物中棉含量的解析占比与化学分析法结果接近。

表4详细对比了基于吸光度与K-M值两种光谱表征方式建立的棉/聚酯比例解析模型性能。采用原

始吸光度数据进行配方回归预测时，模型的决定系数 R^2 仅为 0.82，预测均方根误差 RMSEP 高达 9.10%，远超纺织行业标准要求。而将光谱转化为 K-M 值后，模型性能得到显著提升， R^2 提高至 0.96，RMSEP 降低至 4.18%。根据国家标准 GB/T 29862-2013《纺织品 纤维含量的标识》规定，混纺比例的允差通常在 $\pm 5\%$ 以内。实验结果表明，基于 K-M 值的配方回归模型预测误差在国标允许范围内，具备实际工业应用的潜力。模型表现的显著差异源于漫反射光谱的物理特性与配方回归算法的匹配度。首先，配方回归算法要求光谱信号满足线性加和原理。常用的吸光度公式 $A = \log(1/R)$ 建立在比尔-朗伯定律基础上，该定律严格适用于透明、均匀、无散射的介质。然而，混纺织物是由大量纤维组成的强散射体，光线在织物内部经过多次散射、折射后射出，导致其光程具有显著的不确定性，使得吸光度与纤维浓度之间呈现明显的非线性关系。其次，K-M 变换在物理机理上更契合漫反射体系，K-M 理论引入了吸收系数 K 和散射系数 S ，其核心作用是将经白板校准的原始反射率信号，从物理意义模糊的“反射率空间”映射到具有明确物理意义的“吸收/散射比空间”。在这个新空间中，散射因素带来的非线性畸变被有效抑制，信号与样品浓度之间恢复了近似的线性关系，从而更适合作为线性模型的输入变量。这解释了 K-M 值在漫反射光谱定量分析中比传统吸光度 A 具有更高预测精度的原因。实验结果证明，在无需建立大规模校正集的情况下，利用 K-M 值结合配方回归算法，不仅简化了建模流程，且在仅依赖少量纯布料光谱的前提下，即可实现对棉/聚酯混纺比例的精准解析。

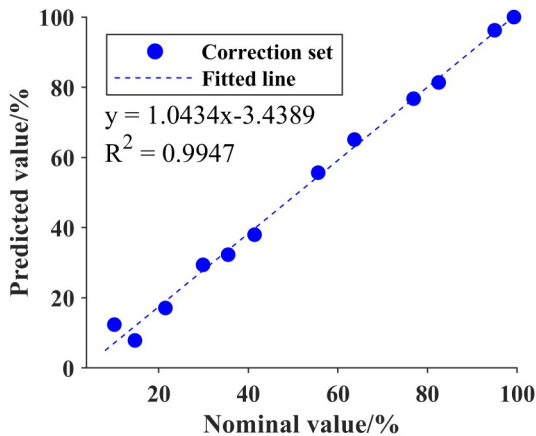


图4 棉/聚酯修正集的比例解析结果
Fig. 4 Correction set proportion analysis result of cotton/polyester blended samples

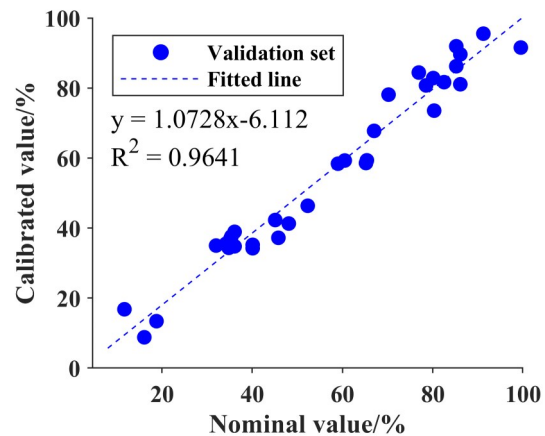


图5 棉/聚酯验证集的比例解析校正结果
Fig. 5 Verification set proportion analysis correction result of cotton/polyester blended samples

表4 棉/聚酯样品配方回归定量模型结果

Table4 Quantitative results of the formula regression model for cotton/polyester samples

Spectral data type	Number of test set samples	Preprocessing method	R^2	RMSEP/%
Absorbance	33	First derivative+S-G smoothing	0.82	9.10
K-M value	33	First derivative+S-G smoothing	0.96	4.18

3 结 论

本研究探索了近红外光谱技术结合配方回归算法快速定量分析棉/聚酯混纺织物成分比例的可行性，得出以下主要结论：

(1) 光谱表征方式对模型精度具有显著影响。通过对比吸光度与 K-M 值两种表征方式，发现基于 K-M 值的模型预测效果远优于吸光度模型。在棉/聚酯混纺比例解析中，K-M 值模型的决定系数 R^2 达到 0.96，RMSEP 为 4.18%，而吸光度模型的 R^2 仅为 0.82，RMSEP 为 9.10%。实验证实，K-M 理论能有效抑制漫反射过程中的散射干扰，显著提升光谱与组分浓度间的线性映射关系。

(2) 配方回归算法具有极高的建模效率与经济性。相比传统的 PLS 等需要数百份样本支撑的模型，本方法仅需少量纯组分织物光谱（棉与聚酯各 10 份）即可构建稳定可靠的定量解析模型，大幅降低了标准样本库的采集成本与时间，简化了模型维护过程，为新型混纺织物的快速检测提供了技术可能。

(3) 局限性与展望。目前该方法在二组分混纺织物上表现优异，但针对三组分及以上或含功能性

纤维的复杂混纺织物,其解析精度有待进一步验证。未来研究将重点关注光谱波段的精细筛选、多样化样本库的扩充及多组分线性加和模型的优化,以进一步提升该技术在复杂纺织品检测领域的通用性。

参考文献:

- [1] Geng X, Gui J X, Zhou L P. China Text. Leader (耿响, 桂家祥, 周丽萍. 纺织导报), **2016**, (1): 92-94.
- [2] GB/T 29862-2013. *Textiles-Identification of Fiber Content. National Standards of the People's Republic of China* (纺织品 纤维含量的标识. 中华人民共和国国家标准).
- [3] Qin F, Liu X D, Chen L N, Gu Y Q. *Shanghai Text. Sci. Technol.* (秦峰, 刘晓丹, 陈莉娜, 顾迎庆. 上海纺织科技), **2012**, 40 (3): 23-24, 33.
- [4] Chai J Z, Jin S Z. *J. Text. Res.* (柴金朝, 金尚忠. 纺织学报), **2009**, 30 (4): 55-58.
- [5] Ye F, Zou J C, Liu W H, Jin X K, Feng J Q, Zhu C Y. China Fiber Insp. (叶飞, 邹嘉诚, 刘伟红, 金肖克, 冯建强, 祝成炎. 中国纤检), **2025**, (5): 56-60.
- [6] Yang R J, Chen R Y, Hou C, Shen S L, Yuan M Z. China Fiber Insp. 杨仁杰, 陈如意, 侯川, 申世磊, 袁梦钊. 中国纤检), **2025**, (5): 32-34.
- [7] Langeron Y, Doussot M, Hewson D J, Duchene J. *Eng. Appl. Artif. Intell.*, **2007**, 20 (3): 415-427.
- [8] Guan L Y, Wang Z, Qi N, Li X, Wang G H. *J. Instrum. Anal.* (管丽媛, 王钟, 祁宁, 李辛, 王国和. 分析测试学报), **2020**, 39 (6): 795-799.
- [9] Ruckebusch C, Orhan F, Durand A, Boubellouta T, Huvenne J P. *Appl. Spectrosc.*, **2006**, 60 (5): 539-544.
- [10] Gui J X, Geng X, Yao L, Li H, Liao Y Y, Chen B. *J. Text. Res.* (桂家祥, 耿响, 要磊, 李慧, 廖燕燕, 陈斌. 纺织学报), **2012**, 33 (4): 55-59.
- [11] Wang Y D, Veltkamp D J, Kowalski B R. *Anal. Chem.*, **1991**, 63 (23): 2750-2756.
- [12] Li L Q, Wang Z J, Chen J H, Lu F, Huang D G, Yang H H, Li Q. *Spectrosc. Spectral Anal.* (李灵巧, 王卓健, 陈江海, 卢丰, 黄殿贵, 杨辉华, 李泉. 光谱学与光谱分析), **2024**, 44 (12): 3399-3405.
- [13] Fang K T, He S D. *Math. Numer. Sin.* (方开泰, 贺曙东. 计算数学), **1985**, 7 (3): 237-246.
- [14] Xie Z Q. Stat. Educ. (谢忠秋. 统计教育), **2006**, (1): 22-26.
- [15] Li X Y, Shu R X, Luan L L, Li K, Yang K, Li J H, Zhao L L, Zhang Y H, Zhang L D. *Spectrosc. Spectral Anal.* (李雪莹, 束茹欣, 栾丽丽, 李凯, 杨凯, 李军会, 赵龙莲, 张晔晖, 张录达. 光谱学与光谱分析), **2016**, 36 (4): 967-971.
- [16] Stipanovic H, Koinig G, Fink T, Schimper C B, Lilek D, Egan J, Tischberger-Aldrian A. *Recycling*, **2025**, 10 (4): 152.
- [17] Yan G H, Huang Y B, Liu Z Q, Xie F, Yang E T, Huang H M, Lan L L, Yuan Z L, Fei J, Wang W. *J. Instrum. Anal.* (颜刚华, 黄宇斌, 刘卓钦, 谢飞, 杨二涛, 黄海敏, 兰丽丽, 袁志磊, 费静, 王文. 分析测试学报), **2026**, 45 (2): 1-8.

(责任编辑:)