

DOI:10.13870/j.cnki.stbcbx.2026.01.015 CSTR:32310.14.stbcbx.2026.01.015

穆开放,方海燕,陈琼,等.多种复合指纹法示踪高寒区流域风水作用产沙来源[J].水土保持学报,2026,40(1):67-77.

MU Kaifang, FANG Haiyan, CHEN Qiong, et al. Tracing sediment sources from hydrological and aeolian processes in alpine watersheds using multiple composite fingerprint methods[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2026, 40(1):67-77.

## 多种复合指纹法示踪高寒区流域风水作用产沙来源

穆开放<sup>1,2</sup>, 方海燕<sup>3</sup>, 陈琼<sup>1,2,4</sup>, 周强<sup>1,2,4</sup>, 柳本立<sup>5</sup>, 牛百成<sup>1,2,6</sup>

(1.青海师范大学地理科学学院, 西宁 810008; 2.青海省自然地理与环境过程重点实验室, 西宁 810008; 3.中国科学院地理科学与资源研究所陆地水循环及地表过程重点实验室, 北京 100101; 4.青海师范大学国家安全与应急管理学院, 西宁 810008; 5.中国科学院西北生态环境资源研究院干旱区生态安全与可持续发展全国重点实验室, 敦煌戈壁荒漠生态与环境研究站, 兰州 730000; 6.中国科学院、水利部成都山地灾害与环境研究所山地灾害与地表过程重点实验室, 成都 610041)

**摘要:** [目的] 为运用多种复合指纹法精准示踪高寒区河流、水库等水利设施在风、水复合侵蚀环境下的泥沙来源。[方法] 在黄河龙羊峡水库支流沙沟河流域, 采集风沙和水沙泥沙来源区的土壤样本, 以及流域出口的新鲜泥沙样本。利用X射线荧光光谱仪测试40种元素指纹因子, 采用多组指纹因子法、机器学习最佳复合指纹法、Walling·C最佳复合指纹法3种指纹法解析泥沙来源。[结果] 在指纹因子筛选方面, CT-KW-DFA指纹因子筛选方法的DFA累计判别率为82.40%, CT-RF-DFA指纹因子筛选方法DFA累计判别率为100%, CT-RF-DFA指纹因子筛选方法较CT-KW-DFA指纹因子筛选方法累计判别率提高17.60%, 后者能更好地区分泥沙源区。多组指纹因子法显示风沙贡献为53.40%, 水沙贡献为46.60%。机器学习最佳复合指纹法显示风沙贡献为63.00%, 水沙贡献为37.00%。Walling·C最佳复合指纹法显示风沙贡献为50.11%, 水沙贡献为49.89%。3种方法风沙、水沙贡献率平均值分别为55.50%、44.50%。多组指纹因子法揭示的泥沙来源最接近3种方法的平均值, 机器学习最佳复合指纹法中贝叶斯模型计算结果收敛性良好、拟合度优异, Walling·C最佳复合指纹法中Walling·C多元混合模型拟合优度为94.50%。[结论] 3种复合指纹法示踪高寒区河流泥沙来源的计算过程表现良好。3种方法均表明, 沙沟河风力作用产沙贡献率高于水力作用产沙, 季节性风沙活动与河面冰情变化对泥沙输移的共同作用是主导因素。研究结果对揭示高寒区域风水复合侵蚀泥沙来源具有重要作用, 可为高寒区河流、水库等水利设施的侵蚀防治提供技术支撑。

**关键词:** 泥沙来源; 复合指纹法; 风水侵蚀区; 青藏高原

中图分类号: S157.1; S157.2 文献标识码: A 文章编号: 1009-2242(2026)01-0067-11

## Tracing Sediment Sources from Hydrological and Aeolian Processes in Alpine Watersheds Using Multiple Composite Fingerprint Methods

MU Kaifang<sup>1,2</sup>, FANG Haiyan<sup>3</sup>, CHEN Qiong<sup>1,2,4</sup>, ZHOU Qiang<sup>1,2,4</sup>, LIU Benli<sup>5</sup>, NIU Baicheng<sup>1,2,6</sup>

(1. College of Geographical Sciences, Qinghai Normal University, Xining 810008, China; 2. Qinghai Provincial Key Laboratory of Physical Geography and Environmental Process, Xining 810008, China; 3. Key Laboratory of Water Cycle and Related Land Surface Processes, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China; 4. School of National Safety and Emergency Management, Qinghai Normal University, Xining 810008, China; 5. State Key Laboratory of Ecological Safety and Sustainable Development in Arid Lands, Dunhuang Gobi and Desert Ecological and Environmental Research Station, Northwest Institute of Eco-Environment and Resources, Chinese Academy of Sciences, Lanzhou 730000, China; 6. Key Laboratory of Mountain Hazards and Earth Surface Processes, Institute of Mountain Hazards and Environment, Chinese Academy of Sciences and Ministry of Water Resources, Chengdu 610041, China)

**Abstract:** [Objective] To accurately trace sediment sources of water conservancy facilities such as rivers and reservoirs in alpine regions under combined wind-water erosion environments by using multiple composite

收稿日期: 2025-06-12 修回日期: 2025-08-28 录用日期: 2025-09-16 网络首发日期(www.cnki.net): 2025-10-24

资助项目: 国家自然科学基金项目(42107372, 42330502); 青海省基础研究计划项目(2022-ZJ-942Q)

第一作者: 穆开放(1995—), 男, 硕士研究生, 主要从事泥沙来源研究。E-mail: kaifang.mu@aliyun.com

通信作者: 牛百成(1987—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事水土保持与自然灾害防治。E-mail: niubch@foxmail.com

http://stbcbx.alljournal.com.cn

fingerprint methods. [Methods] In the Shagou River Basin, a tributary of the Longyangxia Reservoir on the Yellow River, soil samples were collected from aeolian sand and fluvial sediment source areas, along with fresh sediment samples at the basin outlet. Forty elemental fingerprint factors were analyzed using X-ray fluorescence spectroscopy. Three fingerprint methods were used to analyze sediment sources, including the multi-group fingerprint factor method, the machine learning optimal composite fingerprint method, and the Walling•C optimal composite fingerprint method. [Results] For fingerprint factor screening, the CT-KW-DFA method achieved a cumulative discrimination rate of 82.40% using discriminant function analysis (DFA), while the CT-RF-DFA method reached 100%, demonstrating a 17.60% improvement in discrimination capacity over the CT-KW-DFA method. The CT-RF-DFA method better distinguished sediment source regions. The multi-group fingerprint factor method indicated that aeolian sediment contributed 53.40% while fluvial sediment contributed 46.60%. The machine learning optimal composite fingerprint method revealed that aeolian sediment contributed 63.00%, and fluvial sediment contributed 37.00%. The Walling•C optimal composite fingerprint method revealed that aeolian sediment contributed 50.11% and fluvial sediment contributed 49.89%. The average contribution rates across the three methods were 55.50% for aeolian sediment and 44.50% for fluvial sediment. The sediment sources revealed by the multi-group fingerprint factor method were closest to the average of the three methods. In the machine learning optimal composite fingerprint method, the Bayesian model demonstrated good convergence and excellent fitting performance. In the Walling•C optimal composite fingerprint method, the goodness-of-fit of the Walling•C multivariate mixing model was 94.50%. [Conclusion] The computational processes of all three composite fingerprint methods perform well in tracing sediment sources in alpine river regions. All three methods indicate that in the Shagou River Basin, aeolian processes contribute a higher proportion of sediment than fluvial processes. The combined effects of seasonal aeolian activities and changes in river ice conditions are the dominant factors controlling sediment transport. This study is important for revealing sediment sources under combined wind-water erosion in alpine regions, and provides technical support for the erosion prevention and control of water conservancy facilities such as rivers and reservoirs in alpine regions.

**Keywords:** sediment sources; composite fingerprinting method; wind-water erosion area; Qinghai-Xizang Plateau

**Received:** 2025-06-12

**Revised:** 2025-08-28

**Accepted:** 2025-09-16

**Online**(www.cnki.net): 2025-10-24

全球范围内,河流泥沙侵蚀与土壤退化、淡水生态破坏、海洋环境变化有关,成为威胁全球陆地与水生系统的核心环境问题<sup>[1]</sup>。如青藏高原河流泥沙增加导致水体浊度升高,抑制水生植物光合作用、破坏鱼类产卵场,导致局部河段生物多样性下降<sup>[2]</sup>。同时在工程建设上,泥沙淤积显著降低水库有效库容,如三峡水库 20 a 累计淤积 20 亿 t 泥沙,导致防洪库容缩减,加剧库尾航道堵塞风险<sup>[3]</sup>。而明晰河流泥沙来源是开展流域生态环境综合治理的基本前提<sup>[4]</sup>,因此,对河流泥沙来源的研究至关重要。

在 20 世纪初期,河流泥沙来源的研究已经开始,出现水文资料分析法<sup>[5]</sup>、径流小区法<sup>[6]</sup>、调查法等<sup>[7]</sup>多种方法。此类传统方法为开展泥沙来源研究奠定了重要基础,其也存在一定的局限性,如时空尺度覆盖不足、人为误差高等<sup>[8]</sup>。20 世纪 70 年代以来,开始采用指纹法识别泥沙来源<sup>[9]</sup>,并由单指纹因子发展为复合指纹因子识别。COLLINS 等<sup>[10]</sup>运用最佳复合指

纹法揭示泥沙来源,通过筛选潜在源地土壤中可区分源地类型的最佳“指纹因子”组,借助“指纹因子”组比对构建流域输出泥沙与潜在源地土壤的直接关联,从而构建计算公式模型,进而实现流域泥沙来源的定量溯源。WALLING 等<sup>[11]</sup>所构建的贡献率计算模型称为“Walling•C 多元混合模型”,“指纹因子”多由土壤泥沙的物理、化学、生物属性构成。COLLINS 等提出的方法指南是基于一定研究基础,较为通用的经验性方法<sup>[12]</sup>,针对具体研究,需对不同方法所得复合指纹进行重复验证,同时,在复合指纹的识别能力和计算过程中找到适宜平衡<sup>[13]</sup>。当前,不同复合指纹因子筛选方式和贡献率计算模型的研究运用日益增多。如主成分分析(PCA)<sup>[14]</sup>、M-W (Mann-Whitney U) 检验等<sup>[15]</sup>复合指纹因子筛选方法和贝叶斯模型等<sup>[16]</sup>泥沙贡献率计算模型被陆续提出。PALAZÓN 等<sup>[17]</sup>研究西班牙比利牛斯山脉中部的 Barasona 水库泥沙来源,对比分析逐步判别分析

(DFA)、Kruskal Wallis Test(KW)+DFA与PCA+DFA 3种复合指纹因子筛选方法表明,KW+DFA方法更加可靠;PALAZÓN等<sup>[18]</sup>研究指出,PCA通过降维高效整合因子间相关性,保留多变量协同信息,而KW更适合因子独立性较强的简单流域。可见,在泥沙来源研究中有必要对比运用多种复合指纹因子筛选方法。近年来,越来越多的计算机技术被广泛运用于环境科学等领域<sup>[19]</sup>。在指纹法的运用中,越来越多的机器学习方法如随机森林<sup>[20]</sup>、粒子群优化<sup>[21]</sup>、多层感知器<sup>[22]</sup>、径向基函数算法等<sup>[23]</sup>被用于复合指纹因子筛选。目前,机器学习方法中运用较为广泛的指纹因子筛选法是随机森林,虽然其用于单次因子重要性评估,但结果具有随机性,尚无发现通过千次及以上迭代来衡量因子筛选稳定性的研究报道。即绝大多数沉积物指纹研究中,随机森林只是单次运行,用Gini或OOB等重要性给出一次性排序,并未做大规模重复<sup>[24]</sup>。因此,为提高随机森林指纹因子筛选方法的结果可靠性,需要进一步对其做稳定性使用研究。

以上所述最佳复合指纹因子法是基于指纹因子筛选方法筛选出1个“最佳”指纹因子组合,运用其进行超定条件下的贡献率模型拟合计算。近年来,多组指纹因子法<sup>[25]</sup>被提出运用,筛选得到使得贡献率计算模型正定求解的多组指纹因子,进而分别估算源地泥沙贡献率,得到多组贡献率结果之后,再求解平均值作为最终的源地泥沙贡献率。但是,最佳复合指纹法和多组指纹因子法哪个更合理、更有利于获得准确的泥沙源地贡献,却尚无定论<sup>[26]</sup>。总之,在各类指纹法泥沙来源研究中,指纹因子筛选与贡献率模型构建等对结果的影响机制各异<sup>[11]</sup>。因此,在泥沙来源研究中可考虑使用多种泥沙来源判定方法得到多种计算结果进行综合分析,以尽量降低结果的不确定性。

当前指纹法在南方花岗岩区、黄土高原黄河流域、东北黑土区及长江流域等典型侵蚀区已开展广泛研究与应用<sup>[27-29]</sup>。然而,以往研究往往针对单一侵蚀营力作用下的泥沙来源贡献。相比之下,在高海拔寒区青藏高原的黄河上游,风力、水力等营力作用下泥沙来源研究匮乏。在该地区,风力、水力和冻融侵蚀相互叠加,其泥沙来源具有显著的空间异质性<sup>[30-31]</sup>。多重侵蚀机制与复杂营力作用,使得高寒区成为解析泥沙来源分异的关键区域。

本文选取黄河上游龙羊峡水库支流沙沟河流域为研究对象,运用指纹法判别流域出口风沙水沙的泥沙来源。指纹因子筛选方法上,基于现代机器学习方法,使用一种改进的基于千次迭代训练的随机

森林(RF)算法筛选指纹因子,研究进行1000次迭代随机森林计算进行稳健性筛选,将稳定性选择理念<sup>[32]</sup>引入随机森林的沉积物指纹筛选,采用1000次独立训练来统计每个示踪因子被选入模型的频次,以迭代频次及其分布状况衡量和筛选指纹因子,将显著提升指纹因子筛选的稳定性和可靠性,同时,将其与KW的指纹因子筛选方法进行对比。为减小单一泥沙来源判定方法对所得结果带来的不确定性,本文运用多组指纹因子法和2种最佳复合指纹法量化评估风沙、水沙源区对流域出口产沙的贡献率。其中多组指纹因子法通过保守性检验(CT)-KW步骤筛选出多组指纹因子,利用多组指纹因子法贡献率计算公式定量每组泥沙贡献率并求解平均值。机器学习最佳复合指纹法通过CT-RF步骤筛选指纹因子,构建贝叶斯模型计算贡献率;Walling·C最佳复合指纹法运用CT-RF-DFA步骤进行指纹因子筛选,采用Walling·C多元混合模型计算贡献率。通过这3种方法的应用,为区域泥沙侵蚀研究与土壤保护提供科学参考。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

沙沟河位于青海省海南藏族自治州共和县境内,是黄河龙羊峡水库的主要支流之一,全长55 km。流域(35.61°~36.01°N,100.84°~101.32°E)地处青藏高原东北缘共和盆地腹地,海拔为2.57~4.34 km,属典型半干旱-高寒环境<sup>[33]</sup>。流域面积约为843 km<sup>2</sup>。境内受支流的冲刷和切割作用,流域内山地、滩地和谷地交错分布。土壤为栗钙土,土层厚且疏松<sup>[34]</sup>。地貌类型以高原丘陵、冲洪积扇及黄土覆盖的缓坡为主,枯水期河谷宽浅,丰水期冲沟发育,水-风共同作用下侵蚀与沉积并存。

流域西南部分布着大量流动、半流动沙丘,面积约占4%。风沙大多沿河道分布,风沙活动显著,特别是冬季风沙扬尘现象尤为突出。在风力作用下,风沙直接落入河道,并随径流进入龙羊峡水库。其余多为草地,水力侵蚀沟贯穿于其中,贯穿的支沟海拔高于沙沟河主流,水流大小随季节变化,常年的水流方向均向主流汇入,并携带冲刷的水沙随径流进入龙羊峡水库。流域泥沙侵蚀问题严重,对龙羊峡水库功能造成严重威胁,故判别解析风沙、水沙来源从而对泥沙问题治理显得至关重要。

### 1.2 采样与测定

1.2.1 样品采集 基于野外调研与遥感观测结果,沙沟河流域位于高寒区高山草甸地带。尽管水蚀区流域面积相对较大,但受地形条件制约,泥沙均通过支流汇

入主干道,使得泥沙入河路径具有明确的指向性。因此,支沟入口处的新鲜表层泥沙可作为典型的“水蚀区”样本。流域西南部的风沙裸地区域无明显水力冲击沟发育,却表现出强烈的风沙搬运与堆积特征,属于典型的“风蚀区”样本区,且与水沙区界限清晰、差异显著。据此,本研究选取支沟样点作为水沙区的代表性采样点,风沙裸地样点作为风沙区的代表性采样点,沉积区采样点则设置于流域出口(图1),采样区域的划分

与研究区实际地貌及侵蚀类型具有高度的一致性。鉴于此,本研究于2022年3月和2023年5月分别对风沙区、水沙区及沉积区开展系统的采样工作。每个泥沙样品均由10~20个泥沙子样混合而成,其中,沙丘样品采集表层1~5 cm的沙样,河道样品采集河道表层新鲜泥沙及悬移质泥沙,并将2次采集的样品进行混合处理。最终获得具有代表性的风沙区样本7个、水沙区样本10个、沉积区样本7个。

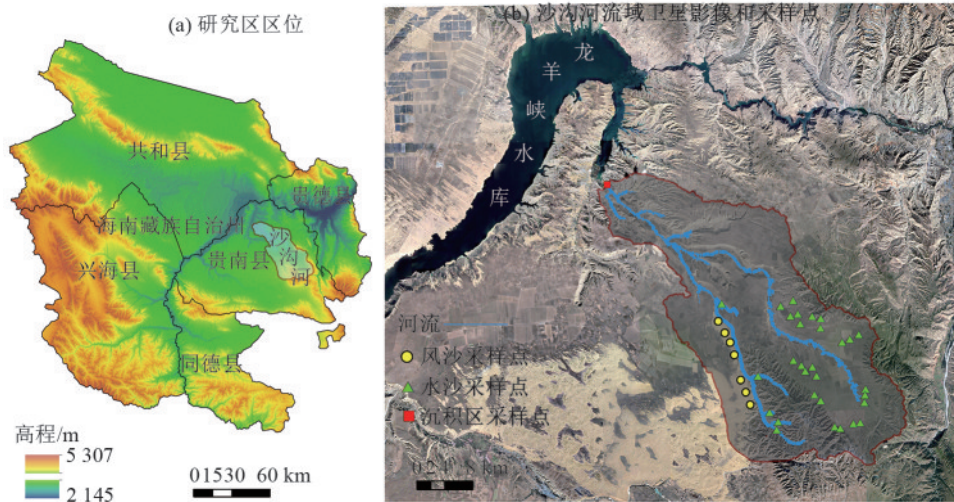


图1 沙沟河流域地形和采样点空间分布

Fig. 1 Spatial distribution of topography and sampling sites in Shagou River basin

1.2.2 样品测定 所有样品经筛分后选取 $<0.063$  mm 粒径组待测<sup>[11]</sup>,筛分工作于青海师范大学实验室完成,所用仪器为上海静信品牌筛分仪。元素测定前每个样品经机械研磨后称取4 g,以硼酸衬底压片,随后使用X射线荧光光谱仪完成分析,试验过程在中国科学院西北生态环境资源研究院完成。共获取40种元素作为指纹因子,包括 $\text{SiO}_2$ 、 $\text{Al}_2\text{O}_3$ 、 $\text{Fe}_2\text{O}_3$ 、 $\text{CaO}$ 、 $\text{MgO}$ 、 $\text{K}_2\text{O}$ 、 $\text{Na}_2\text{O}$ 、 $\text{F}$ 、 $\text{P}$ 、 $\text{S}$ 、 $\text{Cl}$ 、 $\text{Sc}$ 、 $\text{Ti}$ 、 $\text{V}$ 、 $\text{Cr}$ 、 $\text{Mn}$ 、 $\text{Co}$ 、 $\text{Ni}$ 、 $\text{Cu}$ 、 $\text{Zn}$ 、 $\text{As}$ 、 $\text{Br}$ 、 $\text{Rb}$ 、 $\text{Sr}$ 、 $\text{Y}$ 、 $\text{Zr}$ 、 $\text{Nb}$ 、 $\text{Mo}$ 、 $\text{Sn}$ 、 $\text{Sb}$ 、 $\text{Ba}$ 、 $\text{La}$ 、 $\text{Ce}$ 、 $\text{Hf}$ 、 $\text{Ta}$ 、 $\text{W}$ 、 $\text{Pb}$ 、 $\text{Bi}$ 、 $\text{Th}$ 、 $\text{U}$ 。

### 1.3 研究方法

1.3.1 Walling·C最佳复合指纹法 首先通过CT步骤筛选指纹因子,把沉积样品中每个指纹因子的最小与最大值区间和源区样品的最小与最大值区间做比较,进行双边范围检验,排除超出上下限的指纹因子<sup>[35]</sup>。对通过CT筛选的指纹因子,进一步采用KW方法筛选。对KW筛选通过的指纹因子,通过DFA进一步筛选并分析多因子组合的判别能力。要求筛选得到的最佳指纹因子的个数要大于等于源地的个数,进行超定条件下的公式模型拟合计算,若不满足此要求,则更换其他指纹因子筛选方式以满足超定的计算条件,本研究运用CT-KW-DFA和CT-RF-DFA 2种指纹因子筛选方式并进行对比。将筛选出

的最佳指纹因子组输入至Walling·C多元混合模型<sup>[10]</sup>,通过最小化沉积区与源区在各指纹因子上的加权相对误差平方和,估算各源区对沉积物的相对贡献率,即通过多元混合模型公式对沉积区中的各源区贡献率进行定量反演,进行超定条件下的优化求解。模型计算在MATLAB软件环境中完成,其计算公式为:

$$f_i = \sum_{i=1}^n \left( \frac{C_i^{\text{mix}} - \sum_{s=1}^m P_s S_{si}}{(C_i^{\text{mix}})^2} \right)^2 \quad (1)$$

式中: $f_i$ 为目标函数值,即所有指纹因子相对误差平方和之和; $C_i^{\text{mix}}$ 为第*i*个指纹因子在沉积混合样品中的平均浓度; $S_{si}$ 为第*i*个指纹因子在源区*s*中的平均浓度; $P_s$ 为第*s*个源区的贡献率(待估计); $n$ 为选定的指纹因子总数; $m$ 为泥沙源区的总数,本研究源区总数为2。

在公式函数值为最小的情况下可得各泥沙源地对应的贡献百分比,同时为保证物理意义和数学约束, $P_s$ 还须满足:

$$\sum_{s=1}^m P_s = 1 \quad 0 \leq P_s \leq 1, s = 1, \dots, m \quad (2)$$

在优化结束后衡量模型拟合优度,引入拟合优度(GOF)指标用于衡量模型预测值与沉积样本观测

值之间的相对误差<sup>[10]</sup>。GOF 值越接近 100%，表示模型拟合效果越好。通常认为，GOF 值 >80% 可表明模型在当前区域应用效果良好，模型计算结果具有可信度。计算公式为：

$$GOF = \left(1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{C_i^{mix} - \sum_{s=1}^m P_s S_{si}}{C_i^{mix}} \right| \right) \times 100\% \quad (3)$$

1.3.2 多组指纹因子法 多组指纹因子法首先运用 CT-KW 方法筛选指纹因子，但接着并不是运用 DFA 方式进一步筛选出最佳指纹因子组并带入 Walling-C 多元混合模型求解，而是保留所有通过上述检验的指纹因子，分成多组，每组指纹因子数量都是源地数量减 1 的数量，进而使每组指纹因子满足正定条件下的公式计算，逐组计算各源区对沉积物的贡献率，从而得到多组结果，求取平均值作为最终结果。本文对于风沙区和水沙区二源区的贡献率计算，每组指纹因子的数量为 1。所用多组指纹因子法计算公式为：

$$\sum_{i=1}^n f_i S_{ij} = C_j \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

并满足约束条件：

$$\text{对于所有 } i, \sum_{j=1}^m f_i = 1 \text{ 且 } f_i \geq 0$$

式中：设有  $n$  个源区和  $m$  个指纹因子， $f_i$  为第  $i$  个源区的贡献率 ( $i=1, 2, \dots, n$ )； $S_{ij}$  为第  $i$  个源区中第  $j$  个指纹因子的平均浓度； $C_j$  为沉积区中第  $j$  个指纹因子的平均浓度。

1.3.3 机器学习最佳复合指纹法 首先，运用 CT 步骤进行指纹因子筛选，之后将所得指纹因子运用 RF 方法进行进一步的指纹因子筛选。基于 BREIMAN 等<sup>[36]</sup>提出的 RF 算法构建多分类模型，分类函数被定义为：

$$\hat{y} = \arg \max \sum_{m=1}^M 1[h_m(x) = c], \quad (5)$$

式中： $h_m(x)$  为第  $m$  棵决策树对样本  $x$  的预测类别； $M$  为树的总数 (本研究  $M=100$ )。模型训练过程中启用袋外 (out-of-bag, OOB) 估计，用以计算分类误差：

$$OOBError = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N 1(\hat{y}_i^{OOB} \neq y_i) \quad (6)$$

对每个预测因子  $j$ ，通过置换该因子后 OOB 误差的增量  $VI_j$  来衡量其相对重要性，并按  $VI_j$  值降序排列。选取前  $N$  个因子进行降维试验，对比全变量模型与子集模型的 OOB Error 曲线。

$$VI_j = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (\text{Err}_{m,j}^{\text{permute}} - \text{Err}_m^{\text{orig}}) \quad (7)$$

本研究遵循稳定性选择思想，对 RF 变量重要性

评估进一步增强。首先重复  $R=1\ 000$  次，在每次重复中，重新构建 RF 模型并计算所有因子的  $VI_j^{(r)}$ 。其次统计在  $R$  次试验中，每个因子满足  $VI_j^{(r)} \geq \tau$  (本研究取阈值  $\tau=0.1$ ) 的次数  $k_j$ 。接着计算因子的重要性选择频率 (selection proportion)  $\pi_j = k_j/R$ 。最后设定稳定性阈值  $\pi_{th}=0.7$ ，仅保留  $\pi_j \geq \pi_{th}$  的因子作为最终稳定指纹因子。计算过程通过 MATLAB 软件环境下基于内置函数 TreeBagger 实现，并通过 OOB 机制同时输出误差估计与变量重要性指标。决策树数目  $M=100$ ，重复次数  $R=1\ 000$ ，重要性阈值  $\tau=0.1$ ，稳定性阈值  $\pi_{th}$  设置为 0.7。

首先，进行模型构建与 OOB 误差评估。对 17 个源区样本 (水沙区  $n=10$ ，风沙区  $n=7$ )，分别运用 5 个常量元素指标和 15 个微量元素指标 (共 20 个候选因子)，将它们作为 RF 的自变量，以“源区类型 (水沙区和风沙区)”为因变量，构建 RF 分类器。在每次 RF 训练中，记录其“袋外误差” (out-of-bag error, OOB error)，并在 1 000 次独立运行后评估模型稳定性。其次，进行变量重要性排序。对每次 RF 运行，提取各因子的“Mean Decrease in Accuracy” (即基于置换的 OOB 误差增量作为变量重要性的度量指标，通过在袋外样本 OOB 中随机打乱某一变量的值，再测量模型准确率下降的幅度来评估该变量对模型预测性能的贡献；数值越大，表明该变量对模型分类效果的影响越显著) 作为重要性度量。接着，汇总 1 000 次运行结果，计算每个因子的平均重要性 (mean importance)、标准差 (sd)，并统计其重要性  $\geq 0.1$  的出现次数。最后，保守性选择准则选择以平均重要性  $\geq 0.1$  作为阈值，且在  $\geq 70\%$  (即  $\geq 700/1\ 000$  次) 运行中被判为高重要性的因子被保留。

采用基于马尔可夫链蒙特卡罗 (MCMC) 的贝叶斯混合模型 (Bayesian mixing model)，并使用 R 语言中 simmr 包 (stable mixing models in R)，基于以上 RF 构建筛选得到的稳健因子，构建贝叶斯模型并计算源区贡献率<sup>[16]</sup>。该模型将沉积样本中每种化学组分的观测值视为各来源区组分加权线性混合，并通过贝叶斯推断得到各源区贡献比例的后验分布。设有  $s$  个潜在源区，记源区贡献比例为向量：

$$\pi = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_s), \quad \sum_{s=1}^s \pi_s = 1, \pi_s \geq 0 \quad (8)$$

对于第  $j$  种化学组分而言，源区  $s$  的组分均值与标准差分别为  $\mu_{sj}$  与  $\sigma_{sj}$ ，沉积样本的观测值记为  $y_{ij}$  (样本  $i$ ，组分  $j$ )。模型假设：

$$y_{ij} \sim N \left( \sum_{s=1}^s \pi_s \mu_{sj}, \tau_j^2 \right) \quad (9)$$

式中:  $\tau_j$  为混合后样本在组分  $j$  上的总体标准差, 反映观测值与各源区表征均值之间的偏差程度及其不确定性。

在贝叶斯框架下, 引入先验:

$$\pi \sim \text{Dirichlet}(\alpha_1, \dots, \alpha_s), \tau_j \sim \text{Uniform}(0, L_j) \quad (10)$$

其中: 默认取  $\alpha_s = 1$  赋予均匀先验;  $L_j$  取足够大值。则后验分布为:

$$p(\pi, \{\tau_j\} | \{y_{ij}\}) \propto [\prod_{i,j} p(y_{ij} | \pi, \tau_j)] p(\pi) \prod_j p(\tau_j) \quad (11)$$

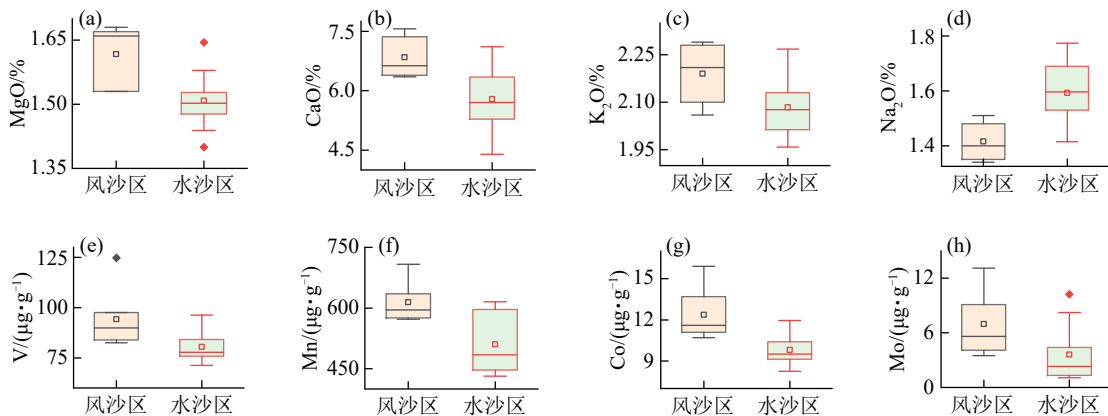
通过 MCMC 得到后验  $p(\pi|y)$ , 并以中位数及 95% 可信区间作为贡献率估计和不确定性表征。

## 2 结果与分析

### 2.1 多组指纹因子法

2.1.1 指纹因子筛选 经 CT 筛选后得到 20 种指纹因子, 分别为  $\text{Al}_2\text{O}_3$ 、 $\text{CaO}$ 、 $\text{MgO}$ 、 $\text{K}_2\text{O}$ 、 $\text{Na}_2\text{O}$ 、 $\text{P}$ 、 $\text{S}$ 、 $\text{Cl}$ 、 $\text{V}$ 、 $\text{Mn}$ 、 $\text{Co}$ 、 $\text{As}$ 、 $\text{Br}$ 、 $\text{Zr}$ 、 $\text{Mo}$ 、 $\text{La}$ 、 $\text{Hf}$ 、 $\text{Ta}$ 、 $\text{W}$  和  $\text{Th}$ 。进一步对通过 CT 的 20 种元素进行 KW 筛选, 其中  $\text{CaO}$ 、 $\text{MgO}$ 、 $\text{K}_2\text{O}$ 、 $\text{Na}_2\text{O}$ 、 $\text{V}$ 、 $\text{Mn}$ 、 $\text{Co}$ 、 $\text{Mo}$  共 8 种指纹因子通过筛选 ( $p < 0.05$ ) (表 1)。

为直观呈现通过 KW 筛选的指纹因子的组内分



注: 箱体的上下边缘为分位数, 箱体内实线为中位数, 正方形为平均值, 箱体外的上下短线为最大最小值。下同。

图 2 通过 KW 筛选的指纹因子的组内分布特征与组间差异箱线图

Fig. 2 Box plots showing intra-group distribution characteristics and inter-group differences in fingerprint factors screened by the KW test

2.1.2 源区贡献率计算 对风沙水沙两源区条件下的贡献率计算, 为达到正定求解条件, 此时多组指纹因子法的每组指纹因子个数为 1。将通过 KW 的 8 种指纹因子作为 8 组指纹因子代入多组指纹因子法计算公式计算, 最终得到 8 组贡献率计算结果。其中有 5 组指纹因子得到计算正解, 分别是  $\text{MgO}$ 、 $\text{K}_2\text{O}$ 、 $\text{Na}_2\text{O}$ 、 $\text{Mn}$ 、 $\text{Co}$ 。剩余 3 组指纹因子  $\text{CaO}$ 、 $\text{V}$ 、 $\text{Mo}$  计算得到负解, 因此对其进行舍弃 (图 3)。对得到的正解结果求解平均值作为多组指纹因子法的贡献率结果, 风沙区贡献率为 53.40%, 水沙区贡献率为 46.60%。

布特征与组间差异, 采用箱线图 (box-whisker plot) 对各因子的百分位范围及中位数进行展示。该类指纹因子组内分布的异常因子均较少, 其中位数 (箱体中线) 在不同物源区之间呈明显错位, 表明其在来源上具有较好的区分度 (图 2)。

表 1 KW 之后指纹因子平均值、变异系数和  $H$ 、 $P$

Table 1 Results of mean values, coefficients of variation, and  $H$  and  $P$  values of fingerprint factors after KW test

元素	风沙区		水沙区		$H$	$P$
	平均值	变异系数	平均值	变异系数		
$\text{CaO}/\%$	6.84	6.68	5.79	12.83	7.467	0.006
$\text{MgO}/\%$	1.62	3.65	1.51	4.26	8.592	0.003
$\text{K}_2\text{O}/\%$	2.19	3.79	2.08	4.28	4.200	0.040
$\text{Na}_2\text{O}/\%$	1.42	4.86	1.59	7.03	8.029	0.005
$\text{V}/(\mu\text{g}\cdot\text{g}^{-1})$	94.18	14.47	80.43	9.96	5.486	0.019
$\text{Mn}/(\mu\text{g}\cdot\text{g}^{-1})$	614.00	7.41	510.60	13.77	5.038	0.025
$\text{Co}/(\mu\text{g}\cdot\text{g}^{-1})$	12.35	13.88	9.81	11.62	7.467	0.006
$\text{Mo}/(\mu\text{g}\cdot\text{g}^{-1})$	6.96	45.80	3.60	83.21	5.038	0.025

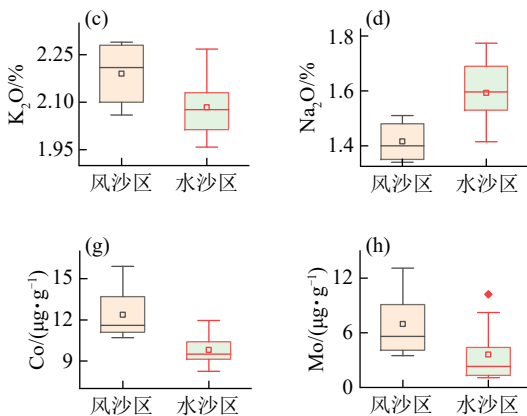


图 3 多组指纹因子法贡献率计算结果

Fig. 3 Calculation results of contribution rates using the multi-group fingerprint factor method

## 2.2 机器学习最佳复合指纹法

2.2.1 指纹因子筛选 将CT步骤筛选得到的指纹因子进一步运用RF算法剔除干扰性强、判别力弱的指标,确定最佳指纹因子组。该准则下,共筛选出S、Na<sub>2</sub>O、MgO、CaO、Co、Mn、V、Mo 8个稳定且判别力强的指纹因子(图4)。该指纹因子不仅在RF中具有较高的平均重要性(S:0.257,Na<sub>2</sub>O:0.243,⋯,Mo:0.141),且在绝大多数随机采样中始终排名靠前,其对区分风沙与水沙来源具有高度稳定性和显著判别能力。

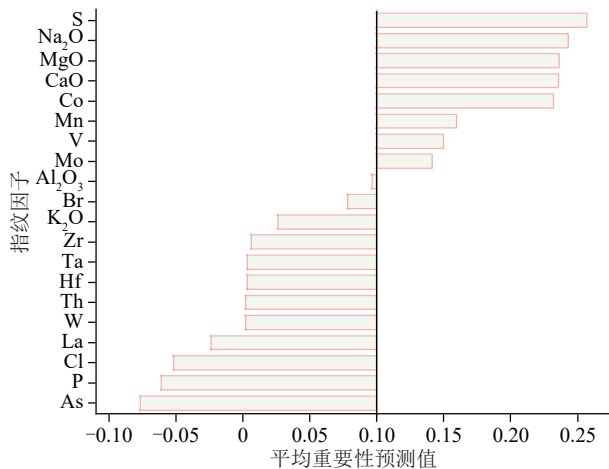


图 4 千次迭代随机森林指纹因子重要性得分及其筛选结果  
Fig. 4 Importance scores and screening results of fingerprint factors from thousand-iteration random forest analysis

2.2.2 源区贡献率计算 将运用随机森林千次迭代计算筛选得到的 8 种指纹因子(S、Na<sub>2</sub>O、MgO、CaO、Co、Mn、V、Mo)作为输入,构建基于化学指纹的贝叶斯模型(simmr)。对结果进行分析,首先进行模型收敛性检验,通过检查各后验参数的 Gelman-Rubin R-hat 指标,可见包括混合比例(风沙区、水沙区)、残差项及各化学指标后验标准差(sd[Na<sub>2</sub>O]⋯sd[S])在内的所有参数,其 R-hat 均为 1.00,表明 MCMC 链已充分混合,未见收敛性问题。接着,源区贡献率后验估计表明,风沙区的后验分布中位数为 0.634 (63.40%),平均值为 0.630 (63.00%)(SD≈0.091);95% 可信区间为 [44.40% (2.50%), 79.40% (97.50%) ]。水沙区的后验分布中位数为 0.366 (36.60%),平均值为 0.370 (37.00%)(SD≈0.091);95% 可信区间为 [20.60% (2.50%), 55.60% (97.50%) ](图 5)。二者贡献之和恒为 1,中位数与可信区间差异显著,且标准差相对较小,说明在所指纹因子下,模型对 2 种泥沙来源的区分度高且结果稳定。同时,模型拟合优度(deviance)显示,后验中位数约为 243.40,平均值约为 244.20(SD≈8.50),其 95% 可信区间 [230.50, 263.40]表明,模型在解释观测数据时具有良好的整

体拟合性能。最后,后验不确定性与参数相关性显示,化学指标不确定性中,sd[Na<sub>2</sub>O]与sd[MgO]的后验标准差较小(均<0.10),反映此类因子在样本内变异度低、测量稳定;sd[Mn]和sd[S]的后验标准差较大(分别为 15.90 和 19.70),提示 2 项因子在混合样本中存在较强异质性;参数相关性中,风沙区与水沙区呈高度负相关( $r \approx -1$ ),符合二者和为 1 的模型约束;其他误差参数间及与混合比例间相关系数普遍不高,未见异常共线性,说明模型结构合理、参数可区分。

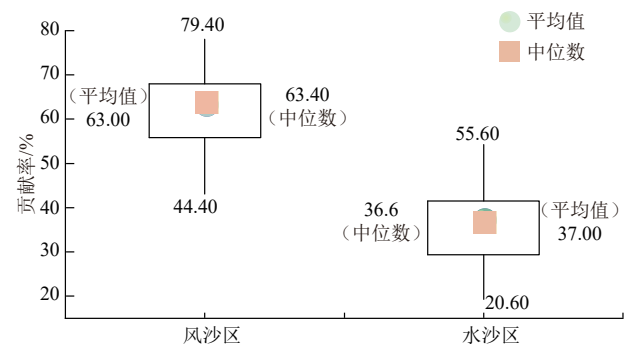


图 5 机器学习最佳复合指纹法贡献率  
Fig. 5 Calculation results of contribution rates using machine learning optimal composite fingerprint method

总之,将RF筛选出的 8 个高判别力指纹因子(S、Na<sub>2</sub>O、MgO、CaO、Co、Mn、V、Mo)带入贝叶斯模型后,所得后验估计既具备显著的泥沙来源分离能力,也显示出较小的不确定性。模型收敛性良好、拟合度优异,验证了CT-RF-贝叶斯模型步骤的机器学习最佳复合指纹法在青藏高原小流域风沙与水沙泥沙来源定量判别中计算结果的有效性。

## 2.3 Walling·C 最佳复合指纹法

2.3.1 指纹因子筛选 首先运用CT步骤筛选指纹因子,其次进行KW、DFA步骤做最终筛选,得出少数几个指纹因子作为 1 组最佳指纹因子组,并运用 Walling·C 多元混合模型计算贡献率。将通过CT和KW筛选的CaO、MgO、K<sub>2</sub>O、Na<sub>2</sub>O、V、Mn、Co、Mo 8 个指纹因子进行 DFA 检验,只有 1 个指纹因子 Na<sub>2</sub>O 进入最终判别,累计判别率为 82.4%。由于以上筛选步骤得到的指纹因子数量不足以对 Walling·C 多元混合模型进行超定拟合计算,因此,尝试选择CT-RF方法筛选后得到的 8 项高判别力指纹因子(S、Na<sub>2</sub>O、MgO、CaO、Co、Mn、V、Mo)进行进一步的计算,运用 DFA 检验得到最小数量的最佳指纹因子组合,最终得到 Na<sub>2</sub>O、CaO、S 3 个指纹因子,累计判别率为 100%(表 2)。

2.3.2 贡献率计算 将 Na<sub>2</sub>O、CaO、S 3 个指纹因子带入 Walling·C 多元混合模型进行源区贡献率计算可

知,风沙区贡献率为 50.11%,水沙区贡献率为 49.89%(图 6)。模型拟合优度(GOF)为 94.50%,因此,拟合效果显著,模型计算有效。

表 2 DFA 检验判别分类

分类结果	预测组成员	水沙区	风沙区	总计
计数/个	水沙区	10	0	10
	风沙区	0	7	7
累计判别率/%	水沙区	100	0	100
	风沙区	0	100	100

注:正确地对 100% 个原始已分组个案进行分类。

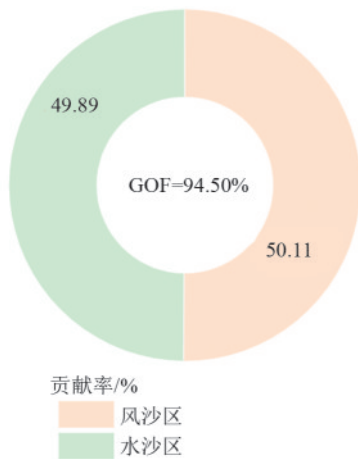


图 6 Walling·C 最佳复合指纹法贡献率

Fig. 6 Calculation results of contribution rates using Walling·C optimal composite fingerprint method

### 3 讨论

#### 3.1 不同源区的泥沙贡献

在沙沟河流域,3种方法均表明风沙区对流域出口泥沙贡献率较水沙区更高,其中机器学习最佳复合指纹法结果最为突出,多组指纹因子法和 Walling·C 最佳复合指纹法次之(图 7)。3种方法的计算平均值为风沙区贡献率 55.50%,水沙区贡献率 44.50%,表明风沙区对流域出口泥沙贡献率较水沙区更高。风沙区相对流域出口贡献率大于水沙区,原因可能是流域出口的泥沙均采集至 3—5 月,而在该时段前经历漫长冬季及冬春交替期,河面多处于冰封状态;此阶段风力作用显著,风沙区大量沙物质经风力搬运至河流表面,待 3—5 月河面陆续解冻消融后,随水流汇入流域出口。同时,冰封期河流水力侵蚀作用较弱,综合这些原因导致风沙区泥沙贡献率高于水沙区。因此,季节性风沙活动与河面冰情变化对泥沙输移的共同作用是风、水源区贡献的主导因素。也提醒在该季度下特别是冬季和冬春交替季节要注意风沙区的风沙活动防治工作,为流域泥沙淤积和治理提供帮助。

#### 3.2 3种泥沙来源贡献率判别方法对比

分析指纹因子筛选及贡献率模型计算过程和结果,随机森林千次迭代后变量重要性排名具有稳健判别性能,CT-RF-DFA 具有 100% 累计判别率。机器学习最佳复合指纹法中构建的贝叶斯模型具有良好的收敛性与优异拟合度, Walling·C 最佳复合指纹法中 Walling·C 多元混合模型具有 94.50% 优异拟合度。CT-RF-DFA 指纹因子筛选方法与运用 CT-KW-DFA 指纹因子筛选方法对比发现,运用 CT-KW 和 CT-RF 算法均筛选出 8 个不同的指纹因子,但将二者结果带入 DFA 进行进一步指纹因子检验筛选时,CT-KW 只得到 1 个累计判别率为 82.40% 的指纹因子。CT-RF 算法则得到 3 个累计判别率为 100% 的指纹因子。以此判断,说明 RF 相比 KW 方法在指纹因子筛选上表现较好,能够更好地区分泥沙源区。将 CT-RF-DFA 指纹因子筛选步骤得到的 3 个指纹因子进一步带入 Walling·C 多元混合模型计算后表现出优异的拟合优度(GOF=94.50%)。将 CT-RF 算法得到的 8 个指纹因子直接构建贝叶斯模型显示,模型计算结果具有良好收敛性和优异的拟合度。验证 CT-RF-DFA-Walling·C 多元混合模型步骤的 Walling·C 最佳复合指纹法和 CT-RF-贝叶斯模型步骤的机器学习最佳复合指纹法在青藏高原小流域风沙与水沙泥沙来源定量判别中的计算结果有效性。

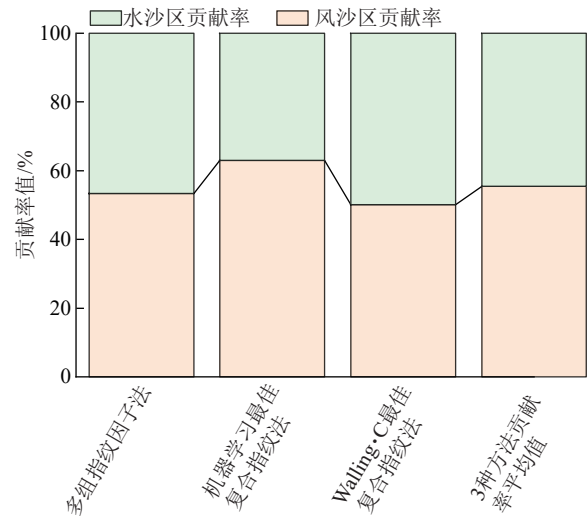


图 7 3种方法源区贡献率

Fig. 7 Source area contribution rates using three methods

进一步分析指纹因子筛选方法的差异原因,KW 筛选方法仅基于单一因子在各源区间的分布中位数差异进行筛选,可能忽略了因子间的协同或冗余信息。当因子间存在复杂的非线性或高阶交互效应时,单独考察每个因子的统计差异往往难以捕捉到整体判别能力。RF 筛选方法利用多棵决策树的集成

投票,可以天然地捕捉因子间的高阶交互和非线性关系,并通过OOB误差置换机制量化每个因子对整体分类性能的贡献。因此CT-RF步骤在初筛阶段即得到8个重要因子,并在后续DFA中产出1组累计判别率100%的因子组合,在计算过程上显著优于CT-KW指纹因子筛选方法。在贡献率计算模型运用上,Walling·C多元混合模型基于相对误差平方和最小化,对大偏差点加权更重,往往能够在因子维度有限时高效收敛,因此计算结果呈现94.50%的高拟合优度值。贝叶斯混合模型通过全概率MCMC采样,可同时估计贡献率分布及其不确定度,对噪声和缺失数据更具鲁棒性,适合处理CT-RF筛选出的8个相对高维的候选指纹因子集。二者在误差测量和参数估计方式上的差异,使得Walling·C多元混合模型更侧重指纹因子的计算精度最优化、贝叶斯法更侧重不确定性量化,二者结合使用时既可确保精度,更能获得可靠的置信度。因此,本文使用多方法判别泥沙来源可减小结果的不确定性。

若以3种泥沙来源贡献率计算方法的结果平均值为基准对比各方法与计算平均值的差异程度,按降序排列依次为多组指纹因子法、Walling·C最佳复合指纹法、机器学习最佳复合指纹法。若从区域源区泥沙贡献率结果的显著性对比3种方法的差异程度,风沙区贡献率表现最大的为机器学习最佳复合指纹法,其次为多组指纹因子法和Walling·C最佳复合指纹法。综合来看,对于指纹因子筛选方法和贡献率计算模型,不同方法呈现出不同的数值结果,表现出一定差异。因此,在泥沙来源研究中仍需要进一步探讨怎样组合各类指纹因子才能使得泥沙来源判别成本更低而结果更准确,模型的可靠性检验体系仍待完善<sup>[37-39]</sup>。对泥沙来源方法运用上的不确定分析仍是之后讨论的重点,需加强对复合指纹识别法的系统研究,或者在泥沙来源判别中可运用多种方法相结合的方式以尽量减小结果的不确定性。同时考虑其方法体系各个环节间的关联,改进复合指纹识别法,建立优化的复合指纹识别方法体系,为准确识别泥沙来源奠定可靠的方法基础<sup>[26]</sup>。

## 4 结论

1)CT-KW-DFA指纹因子筛选方法的DFA累计判别率为82.40%,CT-RF-DFA指纹因子筛选方法的DFA累计判别率为100%。经过CT-RF筛选所得指纹因子的DFA累计判别率较CT-KW方法高17.60%,能更好地地区分泥沙源区。

2)多组指纹因子法揭示的泥沙来源贡献率最接近3种方法的平均值。机器学习最佳复合指纹法中

贝叶斯模型计算结果收敛性良好、拟合度优异。Walling·C最佳复合指纹法中Walling·C多元混合模型的拟合优度检验GOF值达到94.50%,拟合度好。

3)多组指纹因子法显示风沙区贡献率为53.40%,水沙区贡献率为46.60%;机器学习最佳复合指纹法表明风沙区贡献率为63.00%,水沙区贡献率为37.00%;Walling·C最佳复合指纹法表明风沙区贡献率为50.11%,水沙区贡献率为49.89%。3种方法贡献率平均值为风沙区贡献55.50%,水沙区贡献44.50%。3种方法均表明,沙沟河风力作用产沙贡献高于水力作用产沙,季节性风沙活动与河面冰情变化对泥沙输移的共同作用是主导因素。

### 参考文献:

- [1] SUN X H, TIAN L Q, FANG H W, et al. Changes in global fluvial sediment concentrations and fluxes between 1985 and 2020 [J]. *Nature Sustainability*, 2025, 8: 142-151.
- [2] YANG H, LIU D, THOMPSON J R, et al. Combating sediment surge in Tibetan rivers [J]. *Science*, 2024, 384 (6696): e630.
- [3] 袁晶,许全喜,董炳江,等.近20年来三峡水库泥沙淤积及其对库区的影响[J].*湖泊科学*,2023,35(2):632-641. YUAN J, XU Q X, DONG B J, et al. Sediment deposition of Three Gorges Reservoir and its impact on the reservoir area in recent 20 years [J]. *Journal of Lake Sciences*, 2023, 35(2): 632-641.
- [4] GHADERI DEHKORDI N, KHALEDI DARVISHAN A, ZARE M R, et al. Temporal changes in the average contribution of land uses in sediment yield using the <sup>137</sup>Cs method and geochemical tracers [J]. *Water*, 2025, 17(1): e73.
- [5] LIU G H, SCHMALZ B, ZHANG Q, et al. Assessing effects of land use and land cover changes on hydrological processes and sediment yield in the Xunwu River watershed, Jiangxi Province, China [J]. *Frontiers of Earth Science*, 2022, 16: 819-833.
- [6] ANACHE J A A, WENDLAND E C, OLIVEIRA P T S, et al. Runoff and soil erosion plot-scale studies under natural rainfall: A meta-analysis of the Brazilian experience [J]. *Catena*, 2017, 152: 29-39.
- [7] EVRARD O, CHABOCHE P A, RAMON R, et al. A global review of sediment source fingerprinting research incorporating fallout radiocesium (<sup>137</sup>Cs) [J]. *Geomorphology*, 2020, 362: e107103.
- [8] MINELLA J P G, MERTEN G H, SCHLESNER A, et al. Combining sediment source tracing techniques with traditional monitoring: The "Arvorezinha catchment" experience [J]. *Hydrological Processes*, 2022, 36(9): e14665.

- [9] WALLING D E, PEART M R, OLDFIELD F, et al. Suspended sediment sources identified by magnetic measurements[J]. *Nature*, 1979, 281: 110-113.
- [10] COLLINS A L, WALLING D E, LEEKS G J L. Source type ascription for fluvial suspended sediment based on a quantitative composite fingerprinting technique [J]. *Catena*, 1997, 29(1): 1-27.
- [11] COLLINS A L, BLACKWELL M, BOECKX P, et al. Sediment source fingerprinting: Benchmarking recent outputs, remaining challenges and emerging themes [J]. *Journal of Soils and Sediments*, 2020, 20(12): 4160-4193.
- [12] 周慧平, 陈玉东, 常维娜. 指纹技术识别泥沙来源: 进展与展望 [J]. *水土保持学报*, 2018, 32(5): 1-7.  
ZHOU H P, CHEN Y D, CHANG W N. Sediment source fingerprinting: Progresses and prospects [J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2018, 32(5): 1-7.
- [13] 周慧平, 周宏伟, 陈玉东. 指纹技术识别泥沙来源: 不确定性研究进展 [J]. *土壤学报*, 2019, 56(6): 1279-1289.  
ZHOU H P, ZHOU H W, CHEN Y D. Sediment source fingerprinting: Progress in uncertainty analysis [J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2019, 56(6): 1279-1289.
- [14] BALTI A, HAMDIA A, ABID S, et al. Enhanced fingerprint classification through modified PCA with SVD and invariant moments [J]. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 2024, 7: e1433494.
- [15] MALHOTRA K, LAMBA J, SRIVASTAVA P, et al. Fingerprinting suspended sediment sources in an urbanized watershed [J]. *Water*, 2018, 10(11): e1573.
- [16] GOVAN E, JACKSON A L, INGER R, et al. Simmr: A package for fitting Stable Isotope Mixing Models in R [J]. *Journal of Statistical Software*, 2023, 5(2): 1-27.
- [17] PALAZÓN L, NAVAS A. Variability in source sediment contributions by applying different statistic test for a Pyrenean catchment [J]. *Journal of Environmental Management*, 2017, 194: 42-53.
- [18] PALAZÓN L, LATORRE B, GASPAS L, et al. Comparing catchment sediment fingerprinting procedures using an auto-evaluation approach with virtual sample mixtures [J]. *Science of the Total Environment*, 2015, 532: 456-466.
- [19] WANG L, AI Q, SHEN X. Multi-scale lightweight algorithm for UAV aerial target detection [J]. *Engineering Letters*, 2024, 32(12): 2324-2335.
- [20] NOSRATI K, FATHI Z, COLLINS A L. Fingerprinting sub-basin spatial suspended sediment sources by combining geochemical tracers and weathering indices [J]. *Environmental Science and Pollution Research International*, 2019, 26(27): 28401-28414.
- [21] CHEN H H, YANG J, HAO Z J, et al. Research on indoor positioning method based on LoRa-improved fingerprint localization algorithm [J]. *Scientific Reports*, 2023, 13(1): e13981.
- [22] MESHAM S G, MESHAM C, POURHOSSEINI F A, et al. A multi-layer perceptron (MLP)-fire fly algorithm (FFA)-based model for sediment prediction [J]. *Soft Computing*, 2022, 26: 911-920.
- [23] DERAKHSHAN-BABAEI F, NOSRATI K, FIENER P, et al. Source fingerprinting sediment loss from sub-catchments and topographic zones using geochemical tracers and weathering indices [J]. *Journal of Hydrology*, 2024, 633: e131019.
- [24] MALHOTRA K, ZHENG J Y, ABEBE A, et al. Application of sediment fingerprinting to apportion sediment sources: Using machine learning models [J]. *Journal of the Asabe*, 2023, 66(5): 1205-1221.
- [25] 柳本立, ZHANG X C, 牛百成, 等. 多组复合指纹示踪法及其应用 [J]. *地球科学进展*, 2019, 34(10): 1092-1098.  
LIU B L, ZHANG X, NIU B C, et al. A multiple composite fingerprinting method and its application [J]. *Advances in Earth Science*, 2019, 34(10): 1092-1098.
- [26] 张加琼, 殷敏峰, 刘颖, 等. 指纹因子和估算模型对复合指纹识别泥沙来源的影响 [J]. *中国水土保持科学*, 2022, 20(6): 143-150.  
ZHANG J Q, YIN M F, LIU Y, et al. Influence of fingerprinting properties and estimation models on sediment source discrimination via composite fingerprinting approach [J]. *Science of Soil and Water Conservation*, 2022, 20(6): 143-150.
- [27] 陈英, 魏兴萍, 张爱国, 等. 基于复合指纹法的岩溶洼地小流域泥沙来源解析 [J]. *水土保持学报*, 2020, 34(5): 131-144.  
CHEN Y, WEI X P, ZHANG A G, et al. Analysis of sediment source in small watershed of karst depression based on composite fingerprint method [J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2020, 34(5): 131-144.
- [28] 周曼, 林嘉辉, 黄炎和, 等. 复合指纹法分析红壤区强度开发小流域泥沙来源 [J]. *水土保持学报*, 2019, 33(1): 20-24.  
ZHOU M, LIN J H, HUANG Y H, et al. Using composite fingerprints to qualify sediment source in watershed with intensive exploitation on red soil region [J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2019, 33(1): 20-24.
- [29] 杜鹏飞, 黄东浩, 秦伟, 等. 基于不同模型不同指纹因子的东北黑土区小流域泥沙来源分析 [J]. *水土保持学报*, 2020, 34(1): 84-91.  
DU P F, HUANG D H, QIN W, et al. Sediment sources in a small watershed located in the black soil region of northeast China based on different models and various fingerprints [J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2020, 34(1): 84-91.
- [30] 童生春, 李国荣, 李进芳, 等. 黄河源高寒草甸退化秃斑地土壤基本特征及其风蚀规律 [J]. *水土保持研究*,

- 2023,30(4):10-17.
- TONG S C, LI G R, LI J F, et al. Soil basic characteristics and wind erosion in degraded barren patches of alpine meadow in the source of Yellow River[J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2023,30(4):10-17.
- [31] YANG Z Z, NI W K, NIU F J, et al. Spatiotemporal distribution characteristics and influencing factors of freeze-thaw erosion in the Qinghai-Tibet Plateau [J]. *Remote Sensing*, 2024,16(9):e1629.
- [32] MEINSHAUSESN N, BUHLMANN P. Stability Selection[J]. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, 2010,72(4):417-473.
- [33] YANG Y, ZHANG J, WANG X C, et al. Deep structure and geothermal resource effects of the Gonghe basin revealed by 3D magnetotelluric [J]. *Geothermal Energy*, 2024,12(1):e6.
- [34] 董苗, 严平, 王晓旭, 等. 共和盆地多石在沟爬坡沙丘沉积物特征及环境意义[J]. *干旱区资源与环境*, 2022,36(5):79-86.
- DONG M, YAN P, WANG X X, et al. Sediments characteristics and environment significance of climbing dunes in the Duoshizai, Gonghe basin [J]. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 2022,36(5):79-86.
- [35] ZHU B C, CAO L X, YANG S, et al. Spatiotemporal variations in fingerprinting sediment sources in a watershed disturbed by construction [J]. *Land*, 2024,13(8):e1314.
- [36] BREIMAN L. Random forests [J]. *Machine Learning*, 2001,45(1):5-32.
- [37] 赵恬茵, 王志兵, 吴媛媛, 等. 基于指纹识别技术的小流域泥沙来源研究进展 [J]. *水土保持研究*, 2020,27(2):377-382.
- ZHAO T Y, WANG Z B, WU Y Y, et al. A review of studies on sediment sources of small catchments using composite fingerprinting [J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2020,27(2):377-382.
- [38] 牛百成, 吴作丽, 陈琼, 等. 多组复合指纹示踪法判别泥沙来源的不确定性分析 [J]. *中国水土保持科学*, 2025,23(3):23-32.
- NIU B C, WU Z I, CHEN Q, et al. Uncertainty analysis of the sediment sources resulting from multiple composite fingerprints method [J]. *Science of Soil and Water Conservation*, 2025,23(3):23-32.
- [39] NIU B, LIU B, ZHANG X J, et al. Evaluation of five different sediment fingerprinting approaches for estimating sediment source contributions in an arid region [J]. *Geoderma*, 2022,427:e116131.
- WANG B, MA J M, CHENG J H, et al. Effects of gravel coverage on splash erosion in the mountainous region of northern China [J]. *Science of Soil and Water Conservation*, 2015,13(5):93-98.
- [36] 康宏亮, 王文龙, 薛智德, 等. 北方风沙区砾石对堆积体坡面径流及侵蚀特征的影响 [J]. *农业工程学报*, 2016,32(3):125-134.
- KANG H L, WANG W L, XUE Z D, et al. Effect of gravel on runoff and erosion characteristics on engineering accumulation slope in windy and sandy area, northern China [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016,32(3):125-134.

(上接第 66 页)

- [33] 柳晓娜, 樊登星, 余新晓, 等. 大粗糙单元对坡面流体力学特性的影响 [J]. *水土保持学报*, 2018,32(4):43-50.
- LIU X N, FAN D X, YU X X, et al. Influence of large-scale roughness element on hydraulic characteristics of overland flow [J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2018,32(4):43-50.
- [34] LI T Y, HE B H, CHEN Z P, et al. Effects of gravel on concentrated flow hydraulics and erosion in simulated landslide deposits [J]. *Catena*, 2017,156:197-204.
- [35] 王葆, 马俊明, 程金花, 等. 华北土石山区砾石覆盖对土壤溅蚀的影响 [J]. *中国水土保持科学*, 2015,13(5):93-98.