

## 复合指纹识别黄土高原小流域泥沙来源的准确性

赵丹<sup>1</sup>, 刘颖<sup>1</sup>, 张风宝<sup>1,2</sup>, 字秋燕<sup>1</sup>, 杨明义<sup>1,2</sup>

(1.西北农林科技大学水土保持科学与工程学院(水土保持研究所),水土保持与荒漠化整治全国重点实验室,陕西 杨凌 712100; 2.中国科学院水利部水土保持研究所,陕西 杨凌 712100)

**摘要:** [目的] 为验证复合指纹识别技术在黄土高原小流域的适用性与准确性。 [方法] 以黄土高原阳畔小流域为研究对象,依据地貌部位划分潜在泥沙源地,通过人工混样试验,分析2种指纹因子筛选方法 [Kruskal-Wallis H 检验+多元判别分析(K-H+DFA)、保守性指数+共识排名(CI+CR)] 与3种模型 (Walling模型、贝叶斯模型、FingerPro模型)对定量判别泥沙来源准确性的影响。 [结果] 1)不同源地间29种潜在指纹因子浓度差异较小,其相对偏差为0~15%,平均值为2.72%。2)基于K-H+DFA筛选指纹因子组估算源地贡献时,不同模型的准确性表现为 Walling模型(MAE=10.11%)>贝叶斯模型(MAE=16.21%)>FingerPro模型(MAE=24.23%),而基于CI+CR筛选指纹因子组估算源地贡献率时,不同模型的准确性表现为 Walling模型(MAE=9.69%)>FingerPro模型(MAE=13.13%)>贝叶斯模型(MAE=18.17%)。3)基于Walling模型估算源地贡献率时,不同指纹因子筛选方法的准确性表现为 CI+CR(MAE=9.69%)>K-H+DFA(MAE=10.11%),基于贝叶斯模型估算源地贡献率时,不同指纹因子筛选方法的准确性表现为 K-H+DFA(MAE=16.21%)>CI+CR(MAE=18.17%),基于FingerPro模型估算源地贡献率时,不同指纹因子筛选方法的准确性表现为 CI+CR(MAE=13.13%)>K-H+DFA(MAE=24.23%)。 [结论] Walling模型是黄土高原小流域判别泥沙来源的优先选择,其准确性更高且受指纹因子筛选方法影响较小;而FingerPro与贝叶斯模型准确性较低且易受指纹因子筛选方法的影响。研究结果为精准判别区域泥沙来源提供了理论依据。

**关键词:** 复合指纹识别技术; 黄土高原; 混合模型; 指纹因子筛选方法

中图分类号: S157.1 文献标识码: A 文章编号: 1009-2242(2026)01-0405-09

## Accuracy of Composite Fingerprinting in Sediment Source Discrimination in Small Watersheds of the Loess Plateau

ZHAO Dan<sup>1</sup>, LIU Ying<sup>1</sup>, ZHANG Fengbao<sup>1,2</sup>, ZI Qiuyan<sup>1</sup>, YANG Mingyi<sup>1,2</sup>

(1.State Key Laboratory of Soil and Water Conservation and Desertification Control, College of Soil and Water Conservation Science and Engineering(Institute of Soil and Water Conservation), Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China; 2.Institute of Soil and Water Conservation, Chinese Academy of Sciences & Ministry of Water Resources, Yangling, Shaanxi 712100, China)

**Abstract:** [Objective] To validate the applicability and accuracy of the composite fingerprinting technique in small watersheds of the Loess Plateau. [Methods] The Yangpan small watershed in the Loess Plateau was selected as the study area. Potential sediment sources were classified by geomorphic positions. Experiments on artificial mixtures were conducted to evaluate the accuracy of two fingerprint selection methods (Kruskal-Wallis H test+multiple discriminant function analysis, K-H+DFA; conservative index+consensus ranking, CI+CR) and three models (Walling model, Bayesian model, and FingerPro model) on the quantitative discrimination accuracy for sediment sources. [Results] 1) The concentration differences of 29 potential fingerprint properties from different

sources were relatively small, with relative deviations ranging from 0% to 15% and a mean value of 2.72%. 2) When estimating source contribution using fingerprint factor groups selected by K-H+DFA, the accuracy of different models ranked: Walling model (mean absolute error, MAE=10.11%) > Bayesian model (MAE=16.21%) > FingerPro model (MAE=24.23%). When estimating contribution rates using CI+CR-selected fingerprint factor groups, the model accuracy ranked: Walling model (MAE=9.69%) > FingerPro model (MAE=13.13%) > Bayesian model (MAE=18.17%). 3) When estimating source contribution rates using the Walling model, CI+CR (MAE=9.69%) outperformed K-H+DFA (MAE=10.11%) in accuracy. For the Bayesian model, K-H+DFA (MAE=16.21%) yielded higher accuracy than CI+CR (MAE=18.17%). When applying the FingerPro model, CI+CR (MAE=13.13%) achieved a better accuracy than K-H+DFA (MAE=24.23%).

**[Conclusion]** For sediment source discrimination in small watersheds of the Loess Plateau, the Walling model is preferred because it shows higher accuracy and is less influenced by fingerprint selection methods. Conversely, the FingerPro and Bayesian models show lower accuracy and are more easily influenced by fingerprint selection methods. This study offers a theoretical basis for accurate discrimination of sediment sources in the region.

**Keywords:** composite fingerprinting techniques; Loess Plateau; sediment mixing models; fingerprint selection methods

**Received:** 2025-07-18

**Revised:** 2025-09-18

**Accepted:** 2025-10-15

**Online**(www.cnki.net): 2025-10-31

黄土高原因其独特的黄土结构、集中暴雨气候、破碎的地形及高强度人类活动,成为我国乃至全球土壤侵蚀最严重的区域<sup>[1-2]</sup>。小流域是黄土高原泥沙产生和输水输沙的源头,也是黄土高原最基本的治理单元。以小流域为基本单元的泥沙来源精准识别,既是解析土壤侵蚀动力机制的核心环节,也是优化水土保持措施的科学基础<sup>[3]</sup>。因此,快速识别与精准量化黄土高原小流域泥沙来源已成为推进该区域可持续发展与生态修复进程的重要研究方向。

复合指纹识别技术因其操作便利、时空尺度灵活、结果丰富等特点成为定量判别泥沙来源的重要手段<sup>[4-6]</sup>。在过去几十年里,复合指纹识别技术得到进一步发展和完善,主要包括增加指纹因子种类、改进最佳指纹因子组筛选方法、扩展估算源地贡献率模型,以及利用人工混样和虚拟混样等方法验证该技术准确性等方面<sup>[7]</sup>。其中,指纹因子组筛选方法包括范围检验、Kruskal-Wallis H 检验、判别分析、主成分分析、保守性指数及共识排名等。不同指纹因子筛选方法使得利用复合指纹识别技术判别泥沙来源的准确度存在差异<sup>[8]</sup>。如 PALAZÓN 等<sup>[9]</sup>对比分析逐步判别分析(DFA)、Kruskal-Wallis H 检验+判别分析(K-H+DFA)及主成分分析+判别分析(PCA+DFA)3种复合指纹因子筛选方法认为,K-H+DFA方法更加可靠。CHALAUX-CLERGUE 等<sup>[10]</sup>对比范围检验+Kruskal-Wallis H 检验+判别分析(RT+K-H+DFA)和保守性指数+共识排名(CI+CR)2种指纹因子筛选方法指出,RT+K-H+

DFA方法更可靠。估算源地贡献率模型也由经典的Walling模型<sup>[11]</sup>扩展到贝叶斯模型<sup>[12]</sup>和FingerPro模型<sup>[13]</sup>。党真<sup>[14]</sup>以不同土壤类型为源地(红壤、黑土和风沙土),结合室内模拟降雨试验得到Walling模型能够得到准确的泥沙来源贡献率;DAI等<sup>[15]</sup>以不同土壤类型为源地(壤土、黑土和黄绵土),结合室内冲刷试验得到Walling模型和贝叶斯模型能够得到准确的泥沙源地贡献率,而Landwher模型表现出较大的误差。土壤侵蚀过程中颗粒分选导致不同载体粒径指纹因子浓度存在差异,因此,越来越多的研究利用人工混样试验分析颗粒分选对复合指纹法判别泥沙来源准确性的影响<sup>[16]</sup>。GASPAR等<sup>[17]</sup>通过控制不同粒径组(<63、<20 μm)的实验室混合试验发现,当源与混合物均使用<63 μm粒径组时模型估算误差最小;尚月婷<sup>[18]</sup>通过室内模拟降雨试验得出,应依据泥沙的主体颗粒粒径(细颗粒为主的<63 μm或粗颗粒为主的125~500 μm)选择适宜的载体粒径范围,以提高来源识别的准确性。值得注意的是,前人研究重点在于验证并提高该方法本身的准确性,忽略不同地区的地质地貌条件、土壤类型、泥沙输移特征等存在差异,导致不同地区利用指纹识别法判别泥沙来源准确性存在差异。因此,针对不同地区应该进一步验证该方法的准确性,并提出适合该地区的指纹识别法。黄土高原小流域土壤类型单一,其指纹因子浓度特征主要受到不同土地利用方式和不同地貌部位的影响,可能导致不同源地间指纹因子浓度差异减小,进而影响该区域利用复合指纹识别技术

判别泥沙来源的准确性。近年来,复合指纹识别技术已广泛应用于黄土高原泥沙来源研究,但现有研究<sup>[19-20]</sup>往往忽略了对其准确性的验证。因此,亟须验证在黄土高原小流域应用复合指纹识别技术判别泥沙来源的准确性。

基于此,本研究以黄土高原典型小流域为研究对象,基于地貌部位划分潜在泥沙源地,通过人工混样试验,分析不同指纹因子筛选方法和不同模型对定量判别泥沙来源准确性的影响,明确复合指纹识别技术在黄土高原小流域的适用性和准确性,为黄土高原小流域泥沙来源的精准识别提供科学依据和技术支撑。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

阳畔小流域(0.41 km<sup>2</sup>)位于陕西省延安市安塞县(36°36′33″~36°42′14″N, 109°12′38″~109°12′55″E),平均海拔1 323 m,地形破碎度高,沟谷系统发育显著,

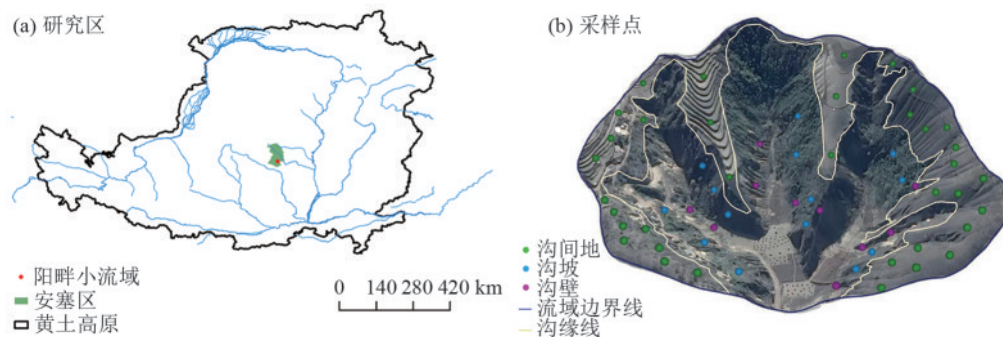


图1 研究区及采样点分布

Fig. 1 Topographic map and sampling point distribution

### 1.2 土壤样品采集

基于野外调查,阳畔小流域潜在的泥沙源地依据地貌部位划分为沟间地、沟坡和沟壁。潜在源地土壤样品的采集采用直径6 cm、深5 cm的圆柱形取土器,沟坡和坡耕地土壤样品沿径流路径在坡面上、中、下位置分别采集0~5 cm表层土壤;沟壁样点选取主沟道和支沟道的陡崖及沟道坍塌土体,从流域下游向上游选取不同地点分下、中、上顺序取样,经等量混合后构成复合样品。全流域共获取60个代表性源地土壤样本,其中沟间地36个、沟坡14个、沟壁10个。

### 1.3 样品的混合与测定

源地土壤样品经过自然风干后,剔除根系、石块等杂质,过2 mm尼龙筛。考虑到黄土高原泥沙输移比接近于1<sup>[22]</sup>,因此,样品选择全样(<2 mm)进行研究。根据表1所示的比例,配制5组混合泥沙样品。随后,对源地土壤样品( $n=60$ )和混合泥沙样品( $n=5$ )进行测定分析;采用电感耦合等离子体质谱(ICP-MS)测定Th、Li、

属于典型的黄土高原丘陵沟壑区(图1)。该区域属温带大陆性半干旱季风气候,年平均气温9.8℃,多年平均降水量525 mm,降水年际变率大且70%~90%集中于汛期(6—9月),高强度降雨事件频发导致严重水土流失。土壤主要由黄土母质发育而成,具有粉砂质壤土质地,结构疏松且保水保肥能力较弱。根据FAO<sup>[21]</sup>土壤分类系统,主要土壤类型为钙积土(calciols),属典型侵蚀性土壤。小流域以沟缘线为界分为沟间地与沟谷地两大地貌部位,沟间地位于沟缘线以上,主要以细沟侵蚀和片蚀为主,土地利用以耕地、草地和梯田果园为主,农作物种植马铃薯(*Solanum tuberosum* L.)和玉米(*Zea mays* L.),苹果园(*Malus domestica* Borkh.);沟谷地位于沟缘线以下,受重力侵蚀作用显著,地貌特征表现为陡峭沟坡与近垂直沟壁,其中沟坡地带以人工林和草地覆盖为主,而沟壁区域因坡度极陡,仅存苔藓覆盖,呈近裸露状态。

La、Cd、U、Co、Be、Cu、Cr、Nb、Mo、Rb、Pb、Ni、Zn、W;采用电感耦合等离子体光谱法(ICP-OES)测定TF<sub>2</sub>O<sub>3</sub>、V、Sr、Na<sub>2</sub>O、MgO、Mn、Ba、CaO、P;用原子荧光光谱法进行测定As和Sb,共计29种元素。

表1 人工混样潜在源地贡献设置

Table 1 Potential source contribution settings of artificial mixtures %

混合泥沙样	潜在源地贡献		
	沟间地	沟坡	沟壁
M1	30	0	70
M2	30	10	60
M3	30	20	50
M4	30	30	40
M5	50	10	40

### 1.4 研究方法

1.4.1 指纹因子浓度的相对偏差 不同源地间潜在指纹因子浓度的差异使用相对偏差公式计算,计算公式为:

$$R = \text{abs}(c_1 - c_2) / (c_1 + c_2) \times 100\% \quad (1)$$

式中:  $R$  为任意两源地间潜在指纹因子浓度的相对偏差;  $c_1$  和  $c_2$  分别对应两源地的潜在指纹因子浓度。

#### 1.4.2 指纹因子筛选

1) Kruskal-Wallis H 检验和多元判别分析(K-H+DFA)

采用 Kruskal-Wallis H 检验与判别函数分析(discriminant function analysis, DFA)筛选源间具有显著差异的指纹因子<sup>[23]</sup>。首先通过 Kruskal-Wallis H 检验初步筛选出在潜在源区间具有显著差异( $p < 0.05$ )的指纹因子,剔除不满足显著性要求的因子。随后使用逐步判别分析对初筛因子进一步优化,基于 Wilks' Lambda 最小化的多元逐步算法来确定最小的最佳指纹因子组合。

#### 2) 保守性指数和共识排名(CI+CR)

LIZAGA 等<sup>[24]</sup>提出一种新的指纹因子筛选方法,包括保守性指数(CI)和共识排名(CR)。CI 方法通过分析单指纹模型的预测结果来衡量指纹因子的保守性,当 CI 为 0 时,指纹因子被认为是严格保守的。CR 方法则通过多次随机辩论对指纹因子进行排序,识别那些在不同情境下表现一致的因子,并剔除共识度较低的指纹因子。CR 高于某个阈值的指纹因子被认为是相关的。实际应用中通常选取  $CR > 80$  的指纹因子。CI 和 CR 方法通过比较泥沙样与潜在源地样的指纹因子信息,提取指纹因子对混合物预测的潜在结果,并据此计算出相应的 CI 和 CR。因此,不同泥沙样可能会导致不同的指纹因子的选择。

1.4.3 源地贡献估算 本研究选择 3 种模型(Walling 模型、贝叶斯模型和 FingerPro 模型)估算泥沙源地贡献率,系统评估不同模型的准确性。所有模型均需满足潜在源地相对贡献率非负且总和为 1 的基本约束条件<sup>[23]</sup>。

Walling 模型作为最基本的多元混合模型,基于最小二乘法的原理,通过遗传算法结合蒙特卡洛 5 000 次迭代,最小化指纹因子属性的残差平方和(Res),从而求解潜在源地的相对贡献率最优解<sup>[25]</sup>,计算公式为:

$$\text{Res} = \sum_{f=1}^n \left[ \frac{C_f - \left( \sum_{s=1}^m P_s S_{sf} \right)}{C_f} \right]^2 \quad (2)$$

使用平均绝对误差(mean absolute fit, MAF)来检验混合模型估算潜在源地贡献率的不确定性<sup>[26]</sup>,公式为:

$$\text{MAF} = 1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{C_f - \sum_{s=1}^m P_s S_{sf}}{C_f} \right| \quad (3)$$

式中:  $C_f$  为泥沙中指纹因子  $f$  的浓度;  $n$  为指纹因子的个数;  $m$  为潜在泥沙源地的个数;  $P_s$  为源地  $s$  对泥沙的贡献;  $S_{sf}$  为源地  $s$  中指纹因子  $f$  的平均浓度。当  $\text{MAF} > 0.8$  时,混合模型估计的泥沙源贡献率被认为是可接受的<sup>[27]</sup>。

贝叶斯模型是基于 R 语言 MixSIAR 包实现潜在源地贡献率估算的。相较于传统混合模型(如 MixSIR 和 SIAR), MixSIAR 的主要优势在于能够整合协变量数据,通过固定效应和随机效应解析混合比例的变异性<sup>[28]</sup>。模型运行采用“very long”的马尔可夫链蒙特卡罗(MCMC)抽样算法提高估算准确性,参数设置为 chain length=1 000 000, burn-in=500 000, thin=500, chains=3, 并采用非信息 Dirichlet 先验分布。模型输入包括: 1) 泥沙样品中的指纹因子浓度(混合数据); 2) 潜在源地样品中指纹因子的平均值与标准差(源数据); 3) 指纹因子的判别数据。通过 Gelman-Rubin 诊断验证模型收敛性,所有变量值均  $< 1.01$ <sup>[29]</sup>。

FingerPro 模型作为标准线性多元混合模型,基于蒙特卡洛随机抽样方法系统探索参数空间,定量解析各潜在源地对混合泥沙的相对贡献<sup>[13]</sup>。该模型通过 CRAN 平台发布的 R 包实现,其核心假设要求指纹因子在输移过程中保持保守性,即源地指纹特征不发生显著改变。模型运行时设置蒙特卡洛抽样参数为 samples=200, iter=300, 最终输出的 R 语言分析结果可提供源地贡献率的均值及其标准差。

1.4.4 源地贡献估算的准确性评估 本研究选择平均绝对误差(mean absolute error, MAE)进行潜在源地贡献率估算的准确性评估<sup>[30]</sup>,具体计算公式为:

$$\text{MAE} = \frac{1}{m} \left( \sum_{s=1}^m |X_s - Y_s| \right) \quad (4)$$

式中:  $X_s$  为混合模型估算的潜在源地  $s$  的贡献率,%;  $Y_s$  为潜在源地  $s$  的真实贡献率,%;  $m$  为潜在泥沙源地的个数。通常认为  $\text{MAE} < 20\%$  时,模型估算的源地贡献率结果是可接受的<sup>[31-32]</sup>。

## 2 结果与分析

### 2.1 指纹因子组的筛选

泥沙源地间 29 种潜在指纹因子浓度的相对偏差为 0~15%, 平均值为 2.72%(图 2)。对于沟间地和沟坡, 29 种潜在指纹因子的相对偏差为 0~6%; 对于沟间地和沟壁, 29 种潜在指纹因子的相对偏差为 0~14%; 对于沟坡和沟壁, 29 种潜在指纹因子的相对偏差为 0~11%。除 CaO 在沟间地和沟壁间、Cd 在沟间地和沟壁间及沟坡和沟壁间浓度的相对偏差  $> 10\%$  之外, 其余潜在指纹因子在源地间浓度的相对偏差均  $< 10\%$ 。

图 3 和表 2 为基于 Kruskal-Wallis H 检验和多元判别

分析(K-H+DFA)与保守性指数和共识排名(CI+CR)2种方法筛选指纹因子组的结果。由图3可知,Ce、La、MgO、Nb、P、Sb、Th、W和Y未通过Kruskal-Wallis H检验。剩余因子进入多元判别分析(DFA),筛选出CaO、Li、Pb、Sr为最佳指纹因子组,其累计正确判别率达91.7%。其中单个指纹因子的判别率从小到大依次为Pb(45.0%)<CaO(70.0%)<Sr(73.3%)<Li(76.7%)。

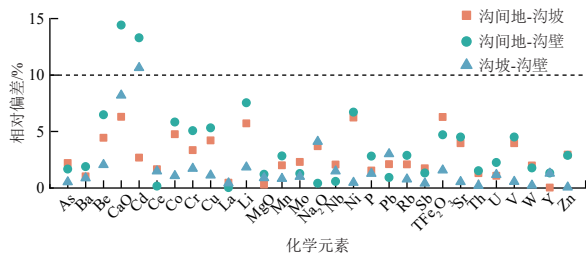


图 2 任意两来源间指纹因子浓度的相对偏差  
Fig. 2 Relative deviations of fingerprint property concentrations between any two sediment sources

基于CI+CR筛选的指纹因子组与基于K-H+DFA筛选的指纹因子组存在显著差异(图3)。如K-H+DFA筛选的最佳指纹因子组包括CaO、Pb、Sr、Li 4个元素,而基于CI+CR筛选的指纹因子组不包含CaO和Pb 2个元素,Li和Sr在泥沙样M4和泥沙样M5中分别因CR=62.30和CI=-0.03被剔除。针对不同泥沙样,基于CI和CR筛选的指纹因子组也存在显著差异(表2),其中泥沙样M1筛选4个元素组成指纹因子组(Cd、Li、Sr、TFe<sub>2</sub>O<sub>3</sub>),M2筛选10个元素组成指纹因子组(Be、Cd、Co、Cr、Li、Mn、Ni、Sr、TFe<sub>2</sub>O<sub>3</sub>、V),M3筛选9个元素组成指纹因子组(As、Ba、La、Li、MgO、Sb、Sr、TFe<sub>2</sub>O<sub>3</sub>、V),M4筛选12个元素组成指纹因子组(Ba、Be、Cd、Ce、Co、Cr、MgO、Mn、Ni、Sr、TFe<sub>2</sub>O<sub>3</sub>、V),M5筛选7个元素组成指纹因子组(Be、Co、Li、MgO、Ni、Rb、V)。

指纹因子	As	Ba	Be	CaO	Cd	Ce	Co	Cr	Cu	La	Li	MgO	Mn	Mo	Na <sub>2</sub> O	Nb	Ni	P	Pb	Rb	Sb	Sr	TFe <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	Th	U	V	W	Y	Zn	
K-H	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	
K-H+DFA	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	
M1	CI	-1.37	-0.01	-0.41	-0.18	0	-0.51	-0.26	-0.60	-0.37	-4.71	0	-0.34	-0.19	-0.24	-0.06	5.09	-0.20	-0.52	-0.84	-1.24	-0.62	0	0	-7.64	-1.05	-0.22	-10.95	-3.58	-0.06
M1	CR	62.40	61.78	69.39	66.18	66.40	72.00	74.80	64.20	62.00	430	67.90	74.00	66.90	71.70	61.90	63.80	75.70	62.90	66.40	60.10	65.40	66.60	0	64.40	64.30	0	1.60	65.30	
M2	CI	-1.14	-0.02	0	-0.10	0	-1.72	0	0	-0.03	2.04	0	-0.02	0	0.01	0.34	2.04	0	-1.02	-0.42	-0.27	0.03	0	0	3.82	0.12	0	-1.91	-0.89	-0.03
M2	CR	7.00	61.10	61.10	76.80	69.70	6.80	61.30	61.50	63.10	6.40	64.80	66.30	69.20	63.10	69.00	1.50	65.70	16.00	60.90	69.20	77.40	65.30	69.50	0.00	68.00	65.70	4.80	69.40	7.30
M3	CI	-0.9	0	-0.02	-0.04	-0.26	-0.38	-0.09	-0.03	-0.16	0	0	0	0.03	0.01	-0.42	-4.27	-0.02	0.23	-1.22	-0.48	0	0	0	4.14	0.24	0	2.23	2.50	-1.6
M3	CR	63.10	66.10	67.10	61.20	47.50	69.00	76.00	63.80	69.40	63.90	69.30	60.30	68.40	60.10	0	79.60	67.40	5.20	27.30	60.40	65.70	66.20	0	69.70	69.90	3.10	0.20	0.90	
M4	CI	-0.54	0	0	-0.05	0	0	0	0	-0.03	-0.68	0	0	0	-0.24	-0.49	-3.27	0	-0.41	-0.84	-0.39	-0.72	0	0	5.40	-0.67	0	3.06	-1.55	-0.58
M4	CR	65.70	60.70	64.30	67.30	66.10	65.10	62.60	66.30	65.30	47.00	62.30	60.30	60.50	64.90	63.00	0.00	67.10	64.10	60.30	40.90	44.30	63.60	62.20	0.00	63.40	61.90	0.80	3.60	21.20
M5	CI	-0.11	-0.39	0	0	0	-0.84	0	-0.20	-0.03	-1.20	0	0	-0.30	-0.38	-0.24	-0.12	0	-0.09	-0.02	0	-1.09	-0.03	-0.03	-4.47	-0.43	0	0	-0.24	-0.36
M5	CR	62.30	61.10	61.10	75.50	76.10	65.50	62.30	65.60	63.30	60.80	62.70	66.40	69.00	71.80	60.40	63.40	61.30	60.70	68.80	62.30	48.00	63.60	67.10	0	26.80	64.30	75.00	67.40	65.60

注:绿色表示通过测试;橙色表示未通过测试。

图 3 基于K-H+DFA和CI+CR筛选指纹因子组  
Fig. 3 Selection of fingerprint property groups based on K-H+DFA and CI+CR

表 2 基于K-H+DFA和CI+CR筛选的指纹因子组  
Table 2 Fingerprint property groups selected based on K-H+DFA and CI+CR

筛选方法	泥沙样	指纹因子组	指纹因子数
K-H+DFA	—	Pb、CaO、Sr、Li	4
	M1	Cd、Li、Sr、TFe <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	4
CI+CR	M2	Be、Cd、Co、Cr、Li、Mn、Ni、Sr、TFe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> 、V	10
	M3	As、Ba、La、Li、MgO、Sb、Sr、TFe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> 、V	9
	M4	Ba、Be、Cd、Ce、Co、Cr、MgO、Mn、Ni、Sr、TFe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> 、V	12
	M5	Be、Co、Li、MgO、Ni、Rb、V	7

2.2 不同指纹因子筛选方法和不同模型的准确性评估

基于不同指纹因子筛选方法和不同模型估算的源地贡献率与真实源地贡献率的对比结果见表3。不同指纹因子筛选方法和不同模型估算的沟间地贡献率与沟间地真实贡献率更为接近,而估算的沟坡

和沟壁贡献率与真实贡献率差异较大。

以平均绝对误差(MAE)进一步评估不同指纹因子筛选方法和不同模型估算源地贡献率的准确性(图4)。图4a、图4b为基于同一指纹因子筛选方法比较不同模型对估算源地贡献率准确性的影响。基于K-H+DFA筛选指纹因子组估算源地贡献率时,

Walling 模型的 MAE 为 9.47%~11.05%，平均值为 10.11%，贝叶斯模型的 MAE 为 14.31%~33.84%，平均值为 16.21%，而 FingerPro 模型的 MAE 为 13.64%~32.24%，平均值为 24.23%。基于 CI+CR 筛选指纹因子组估算源地贡献率时，Walling 模型的 MAE 为 4.02%~13.00%，平均值为 9.69%，贝叶斯的 MAE 为 8.20%~24.27%，平均值为 18.17%，而

FingerPro 模型的 MAE 为 3.40%~21.06%，平均值为 13.13%。因此，基于 K-H+DFA 筛选指纹因子组估算源地贡献率时，不同模型的准确性表现为 Walling 模型>贝叶斯模型>FingerPro 模型，而基于 CI+CR 筛选指纹因子组估算源地贡献率时，不同模型的准确性表现为 Walling 模型>FingerPro 模型>贝叶斯模型。

表 3 不同指纹因子筛选方法和模型估算的源地贡献率与真实源地贡献率的对比结果

Table 3 Comparison results of source contribution rates estimated by different fingerprint selection methods and models versus true source contribution rates

泥沙样	指纹因子 筛选方法	模型	模型估算的来源贡献/%			绝对误差/%		
			沟间地	沟坡	沟壁	沟间地	沟坡	沟壁
M1	K-H+DFA	Walling 模型	13.43	0.36	86.21	16.57	0.36	16.21
		贝叶斯模型	24.40	39.90	35.70	5.60	39.90	34.30
		FingerPro 模型	22.58	50.77	26.66	7.42	50.77	43.34
	CI+CR	Walling 模型	45.05	4.45	50.50	15.05	4.45	19.50
		贝叶斯模型	35.80	30.60	33.60	5.80	30.60	36.40
		FingerPro 模型	42.06	6.91	51.03	12.06	6.91	18.97
M2	K-H+DFA	Walling 模型	25.35	0.45	74.20	4.65	9.55	14.20
		贝叶斯模型	32.70	37.20	30.10	2.70	27.20	29.90
		FingerPro 模型	27.06	56.81	16.13	2.94	46.81	43.87
	CI+CR	Walling 模型	34.88	0.01	65.11	4.88	9.99	5.11
		贝叶斯模型	38.20	35.20	26.50	8.20	25.20	33.50
		FingerPro 模型	37.31	25.09	37.60	7.31	15.09	22.40
M3	K-H+DFA	Walling 模型	27.48	6.86	65.66	2.52	13.14	15.66
		贝叶斯模型	30.10	38.20	31.70	0.10	18.20	18.30
		FingerPro 模型	33.35	49.59	17.06	3.35	29.59	32.94
	CI+CR	Walling 模型	48.56	13.54	37.90	18.56	6.46	12.10
		贝叶斯模型	42.00	38.00	20.00	12.00	18.00	30.00
		FingerPro 模型	42.93	38.66	18.41	12.93	18.66	31.59
M4	K-H+DFA	Walling 模型	30.23	15.49	54.29	0.23	14.51	14.29
		贝叶斯模型	35.50	36.30	28.30	5.50	6.30	11.70
		FingerPro 模型	32.60	57.18	10.23	2.60	27.18	29.77
	CI+CR	Walling 模型	29.00	24.97	46.04	1.00	5.03	6.04
		贝叶斯模型	33.10	39.20	27.70	3.10	9.20	12.30
		FingerPro 模型	31.96	33.15	34.90	1.96	3.15	5.10
M5	K-H+DFA	Walling 模型	45.05	0.06	54.89	4.95	9.94	14.89
		贝叶斯模型	43.40	31.70	24.80	6.60	21.70	15.20
		FingerPro 模型	50.39	31.07	18.53	0.39	21.07	21.47
	CI+CR	Walling 模型	66.28	12.29	21.44	16.28	2.29	18.56
		贝叶斯模型	61.60	22.50	15.80	11.60	12.50	24.20
		FingerPro 模型	66.01	14.41	19.58	16.01	4.41	20.42

图 4c~图 4e 为基于同一模型比较不同指纹因子筛选方法对估算源地贡献率准确性的影响。以 Walling 模型估算源地贡献率时，基于 K-H+DFA 筛选指纹因子组的 MAE 为 9.47%~11.05%，平均值为 10.11%，而基于 CI+CR 筛选指纹因子组的 MAE 为 4.02%~13.00%，平均值为 9.69%。以贝叶斯模型估算源地贡

献率时，基于 K-H+DFA 筛选指纹因子组的 MAE 为 14.31%~33.84%，平均值为 16.21%，而基于 CI+CR 筛选指纹因子组的 MAE 为 8.20%~24.27%，平均值为 18.17%。以 FingerPro 模型估算源地贡献率时，基于 K-H+DFA 筛选指纹因子组的 MAE 为 13.64%~32.24%，平均值为 24.23%，而基于 CI+CR 筛选指纹

因子组的 MAE 为 3.40%~21.06%，平均值为 13.13%。因此,基于 Walling 模型估算源地贡献率时,不同指纹因子筛选方法的准确性表现为  $CI+CR > K-H+DFA$ , 基于贝叶斯模型估算源地贡献率时,不同指纹因子筛选方法的准确性表现为  $K-H+DFA > CI+CR$ , 基于 FingerPro 模型估算源地贡献率时,不同指纹因子筛选方法的准确性表现为  $CI+CR > K-H+DFA$ 。

综上所述, Walling 模型估算源地贡献率准确

性最高,且受指纹因子组筛选方法的影响较小,而 FingerPro 模型和贝叶斯模型估算泥沙源地贡献率准确性较低且对指纹因子组筛选方法更加敏感。针对于 Walling 模型和 FingerPro 模型而言,基于  $CI+CR$  筛选指纹因子组估算泥沙源地贡献率准确性更高,而贝叶斯模型则是基于  $K-H+DFA$  筛选指纹因子组估算泥沙源地贡献率准确性更高。

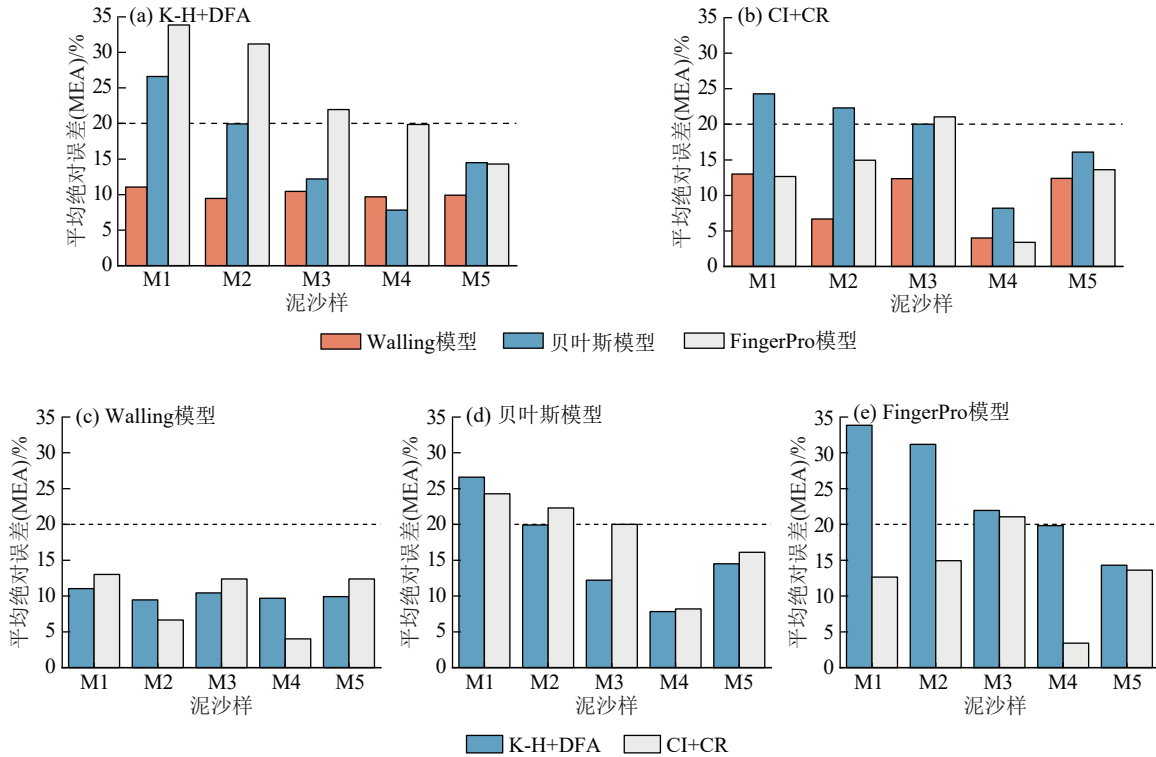


图 4 不同指纹因子筛选方法和模型估算泥沙源地贡献率的准确性

Fig. 4 Accuracy of sediment source contribution rates estimated by different fingerprint selection methods and models

### 3 讨论

应用复合指纹识别技术判别泥沙来源的基本原则之一是各源地间指纹因子含量存在显著差异,而源地内部样品间的变异程度较小<sup>[33]</sup>。戴伟<sup>[34]</sup>提出,当不同源地间指纹因子含量差异(即相对偏差) $>10\%$ 时,利用复合指纹识别技术估算泥沙源地贡献率可得到较高的准确性。图 1 显示阳畔小流域不同源地(沟间地、沟坡和沟壁)的潜在指纹因子浓度相对偏差平均值仅为 2.72%,表明该流域源地间指纹因子浓度差异较小。在本研究不同源地间指纹因子浓度差异较小的情况下,无论采用何种指纹因子筛选方法, Walling 模型均表现出较高的准确性, MAE 为 4.02%~13.00%。然而,利用贝叶斯模型和 FingerPro 模型估算泥沙源地贡献率时,结果准确度较低且受指纹因子筛选方法的影响。因此,基于  $K-H+DFA$  或者  $CI+CR$  筛选指纹因子组,结合 Walling 模型能够准确判别黄土

高原小流域泥沙来源。

复合指纹识别技术判别泥沙来源受到指纹因子筛选方法和模型的影响<sup>[16]</sup>。利用贝叶斯模型估算源地贡献率时,基于  $K-H+CI+CR$  筛选指纹因子组的准确性高于基于  $K-H+DFA$  筛选指纹因子组。CHALAUX-CLERGUE 等<sup>[10]</sup>研究同样证明逐步判别分析可提高贝叶斯模型的估算源地贡献率的精度。贝叶斯模型需要利用区分度高的指纹因子构建概率框架、整合先验信息约束后验分布的特点,使得贡献率估算的置信区间收敛性显著提升<sup>[28]</sup>。DFA 逐步判别通过 Kruskal-Wallis H 检验初筛显著差异因子后,进一步最大化组间差异并最小化组内差异<sup>[23]</sup>。在  $K-H+DFA$  (平均  $MAF=0.96$ ) 和  $CI+CR$  (平均  $MAF=0.99$ ) 2 种筛选方法下, Walling 模型估算源贡献均展现出较高的准确性和稳健性,且基于  $CI+CR$  筛选指纹因子的准确性略高于  $K-H+DFA$ 。同时,利用 FingerPro 模型估算

源贡献时,基于 CI+CR 筛选方法表现出更高的准确性。利用 Walling 模型和 FingerPro 模型估算源贡献时高度依赖指纹因子的保守性和一致性<sup>[13,35]</sup>。CI+CR 方法通过剔除非保守和不一致的指纹因子选择最合适的指纹因子,从而优化源分配结果<sup>[24]</sup>。因此,基于 Walling 模型和 FingerPro 模型估算源贡献时,使用 CI+CR 筛选指纹因子能够提高结果准确性。利用复合指纹识别技术估算源贡献时,选取不同模型估算源贡献时应该考虑模型的理论基础和框架,从而选取合理的指纹因子筛选方法。

值得注意的是,指纹因子数量与模型准确性并非简单线性相关。贝叶斯模型基于 K-H+DFA 筛选的 4 个指纹因子获得更高准确性,而 Walling 模型和 FingerPro 模型则基于 CI+CR 筛选更多的指纹因子(4~12 个)时准确性更高。表明利用复合指纹识别技术判别泥沙来源的准确性应该重点考虑指纹因子的“保守性”。SMITH 等<sup>[36]</sup>研究表明,源解析的准确性应基于非保守行为的科学去除原则,而非单纯追求最大源判别力的因子数量最少化。

坡沟系统是黄土丘陵区沟道小流域的基本组成单元和侵蚀产沙的主要源地,因此,本研究依据地貌部位划分小流域泥沙潜在源地,并验证复合指纹识别法判别泥沙源地的准确性。本研究结果表明,在黄土高原小流域应用 Walling 模型能够准确地估算潜在泥沙来源的相对贡献率,且不受指纹因子筛选方法的影响。然而,值得注意的是,不同地貌间潜在指纹因子(即 29 种地化元素)的相对偏差较小,表明不同地貌间地化元素浓度差异不大,成为影响复合指纹法判别泥沙源地准确性的潜在因素之一。因此,在未来研究中应该进一步考虑黄土高原源地分类对利用复合指纹法判别泥沙源地准确性的影响,明确黄土高原源地分类的方法。同时,由于地化元素在不同地貌类型间差异较小,因此,在利用复合指纹法判别黄土高原小流域泥沙源地时应考虑其他潜在指纹因子(如稳定同位素、正构烷烃、红紫外线光谱及环境 DNA 等)的可行性与准确性,明确适宜于判别黄土高原小流域泥沙源地的最佳指纹因子类型。

## 4 结论

黄土高原小流域不同地貌部位间地球化学元素(即潜在指纹因子)差异较小,其相对偏差平均值为 2.72%。Walling 模型(K-H+DFA 对应的平均 MAF=0.96,CI+CR 对应的平均 MAF=0.99)能够准确判别该区域泥沙来源,且其准确性受指纹因子筛选方法的影响较小,成为该区域判别泥沙来源的优先选择。而 FingerPro 模型和贝叶斯模型估算黄土高原

小流域泥沙源地贡献率准确性较低,且准确性受指纹因子组筛选方法的影响较大。因此,在其他区域利用复合指纹识别技术估算源贡献时,应该考虑源地间潜在指纹因子的差异性,选取合适的指纹因子筛选方法和估算贡献率的模型,以提高判别泥沙来源的准确性。

### 参考文献:

- [1] XU Q, CHEN W L, ZHAO K Y, et al. Effects of land-use management on soil erosion: A case study in a typical watershed of the hilly and gully region on the Loess Plateau of China[J]. *Catena*, 2021, 206: e105551.
- [2] 陶健,林昱辰,王冰鑫,等. 黄河流域生态环境脆弱性时空特征[J]. *生态学杂志*, 2025, 44(9): 3054-3064.  
TAO J, LIN Y C, WANG B X, et al. Temporal and spatial characteristics of eco-environmental vulnerability in the Yellow River basin[J]. *China Industrial Economics*, 2025, 44(9): 3054-3064.
- [3] 唐强,贺秀斌,鲍玉海,等. 泥沙来源“指纹”示踪技术研究综述[J]. *中国水土保持科学*, 2013, 11(3): 109-117.  
TANG Q, HE X B, BAO Y H, et al. Review of studies on catchment sediment sources discrimination with fingerprinting techniques[J]. *Science of Soil and Water Conservation*, 2013, 11(3): 109-117.
- [4] 张加琼,王晓彤,杨明义,等. 颗粒分选与有机质因子对复合指纹识别泥沙来源的影响[J]. *地理科学*, 2021, 41(3): 504-512.  
ZHANG J Q, WANG X T, YANG M Y, et al. Effect of particle sorting and organic matter on sediment source study using composite fingerprints [J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2021, 41(3): 504-512.
- [5] COLLINS A L, PULLEY S, FOSTER I D L, et al. Sediment source fingerprinting as an aid to catchment management: A review of the current state of knowledge and a methodological decision-tree for end-users [J]. *Journal of Environmental Management*, 2017, 194: 86-108.
- [6] KOITER A J, OWENS P N, PETTICREW E L, et al. The behavioural characteristics of sediment properties and their implications for sediment fingerprinting as an approach for identifying sediment sources in river basins[J]. *Earth-Science Reviews*, 2013, 125: 24-42.
- [7] LIU Y, WALLING D E, YANG M Y, et al. Sediment source fingerprinting and the temporal variability of source contributions [J]. *Journal of Environmental Management*, 2023, 338: e117835.
- [8] GASPAR L, BLAKE W H, SMITH H G, et al. Testing the sensitivity of a multivariate mixing model using geochemical fingerprints with artificial mixtures [J]. *Geoderma*, 2019, 337: 498-510.
- [9] PALAZÓN L, NAVAS A. Variability in source sedi-

- ment contributions by applying different statistic test for a Pyrenean catchment [J]. *Journal of Environmental Management*, 2017, 194: 42-53.
- [10] CHALAUX-CLERGUE T, BIZEUL R, BATISTA P V G, et al. Sensitivity of source sediment fingerprinting to tracer selection methods [J]. *Soil*, 2024, 10(1): 109-138.
- [11] WALLING D W, WOODWARD J C, NICHOLAS A P. A multi-parameter approach to fingerprinting suspended-sediment sources [C] // FOSTER I D L. *Tracers in Hydrology*. Wallingford: IAHS Press, 1993: 329-338.
- [12] D'HAEN K, VERSTRAETEN G, DUSAR B, et al. Unravelling changing sediment sources in a Mediterranean mountain catchment: A Bayesian fingerprinting approach [J]. *Hydrological Processes*, 2013, 27(6): 896-910.
- [13] LIZAGA I, LATORRE B, GASPAR L, et al. FingerPro: An R package for tracking the provenance of sediment [J]. *Water Resources Management*, 2020, 34(12): 3879-3894.
- [14] 党真. 颗粒分选和有机质因子对泥沙来源判定准确性的影响 [D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院教育部水土保持与生态环境研究中心), 2022.
- DANG Z. Influence of particle sorting and organic matter factors on the accuracy of sediment source determination [D]. Beijing: Research Center for Eco-Environmental Sciences, Chinese Academy of Sciences, 2022.
- [15] DAI W, CHEN D, LI M J, et al. Validating the accuracy of multiple sediment fingerprinting methods [J]. *Land Degradation and Development*, 2022, 33(18): 3965-3978.
- [16] 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.
- [17] GASPAR L, BLAKE W H, LIZAGA I, et al. Particle size effect on geochemical composition of experimental soil mixtures relevant for unmixing modelling [J]. *Geomorphology*, 2022, 403: e108178.
- [18] 尚月婷. 载体颗粒粒径范围对复合指纹识别泥沙来源准确性的影响 [D]. 陕西 杨凌: 西北农林科技大学, 2023.
- SHANG Y T. Influence of particle size range of carrier particles on the accuracy of identifying sediment source by composite fingerprint [D]. Yangling, Shaanxi: Northwest A&F University, 2023.
- [19] LIU Y, WALLING D E, YANG M Y, et al. Using the check dam deposit for an individual event to document the sources and erosional loss of sediment-associated organic carbon from a small catchment on the Chinese Loess Plateau [J]. *Catena*, 2024, 246: e108444.
- [20] 王锦志, 刘柱. 黄河中游典型流域侵蚀产沙特征分析研究 [J]. *海河水利*, 2024(8): 16-21.
- WANG J Z, LIU Z. Erosion characteristics and source analysis in typical watersheds of the middle reaches of the Yellow River [J]. *Haihe Water Resources*, 2024(8): 16-21.
- [21] IUSS Working Group WRB. World reference base for soil resources 2014 [M] // FAO. *World Soil Resources Reports No.106*. Rome: FAO, 2015.
- [22] ZENG Y, MENG X D, WANG B, et al. Effects of soil and water conservation measures on sediment delivery processes in a hilly and gully watershed [J]. *Journal of Hydrology*, 2023, 616: e128804.
- [23] 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.
- [24] LIZAGA I, LATORRE B, GASPAR L, et al. Consensus ranking as a method to identify non-conservative and dissenting tracers in fingerprinting studies [J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 720: e137537.
- [25] WALLING D E, OWENS P N, LEEKS G J L. Fingerprinting suspended sediment sources in the catchment of the River Ouse, Yorkshire, UK [J]. *Hydrological Processes*, 1999, 13(7): 955-975.
- [26] LACEBY J P, OLLEY J. An examination of geochemical modelling approaches to tracing sediment sources incorporating distribution mixing and elemental correlations [J]. *Hydrological Processes*, 2015, 29(6): 1669-1685.
- [27] MCKINLEY R, RADCLIFFE D, MUKUNDAN R. A streamlined approach for sediment source fingerprinting in a southern Piedmont watershed, USA [J]. *Journal of Soils and Sediments*, 2013, 13(10): 1754-1769.
- [28] STOCK B C, JACKSON A L, WARD E J, et al. Analyzing mixing systems using a new generation of Bayesian tracer mixing models [J]. *PeerJ*, 2018, 6: e5096.
- [29] GARCÍA-COMENDADOR J, MARTÍNEZ-CARRERAS N, FORTESA J, et al. Combining sediment fingerprinting and hydro-sedimentary monitoring to assess suspended sediment provenance in a mid-mountainous Mediterranean catchment [J]. *Journal of Environmental Management*, 2021, 299: e113593.
- [30] GHOLAMI H, JAFARI TAKHTINAJAD E, COLLINS A L, et al. Monte Carlo fingerprinting of the terrestrial sources of different particle size fractions of coastal sediment deposits using geochemical tracers: Some lessons for the user community [J]. *Environmental Science and Pollution Research International*, 2019, 26(13): 13560-13579.
- [31] SHI Z L, BLAKE W H, WEN A B, et al. Channel erosion dominates sediment sources in an agricultural catchment in the Upper Yangtze basin of China: Evidence from geochemical fingerprints [J]. *Catena*, 2021, 199: e105111.

(下转第425页)