

# 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

杜鹏飞<sup>1</sup>, 黄东浩<sup>2</sup>, 秦伟<sup>3</sup>, 刘冰<sup>3</sup>

(1.中国水利水电科学研究院国际泥沙研究培训中心,北京 100048;

2.北京师范大学地理科学学部,北京 100875;3.中国水利水电科学研究院泥沙研究所,北京 100048)

**摘要:** 基于指纹识别技术计算了东北黑土区典型小流域不同侵蚀产沙源地的泥沙贡献比。通过分析农地、林地、草地表层土以及侵蚀沟样品中的 33 种物质,使用非参数检验和多元判别分析筛选出包括 P、Ce、Ga、Rb 和 <sup>137</sup>Cs 组成的最优复合指纹因子,并将放射性核素 <sup>137</sup>Cs 和 <sup>210</sup>Pb<sub>ex</sub> 作为第 2 组指纹因子,将最优复合指纹因子中的单个因子分别作为单因子,作为第 3 组指纹因子,分别利用多元混合线性模型、Bayesian 模型和单因子解析解等泥沙来源指纹分析方法计算了表层土和侵蚀沟的相对泥沙贡献比。结果表明:基于不同模型不同指纹因子的泥沙来源贡献比结果虽不尽相同,但无重大差别。利用多元混合线性模型计算时,由放射性元素 <sup>137</sup>Cs 和 <sup>210</sup>Pb<sub>ex</sub> 作为指纹因子计算的泥沙来源(表层土 47.5%,侵蚀沟 52.5%),与最优复合指纹因子计算的泥沙来源(表层土 44.6%,侵蚀沟 55.4%)基本一致;利用 Bayesian 模型计算时,由放射性元素 <sup>137</sup>Cs 和 <sup>210</sup>Pb<sub>ex</sub> 作为指纹因子计算的表层土和侵蚀沟的泥沙贡献比约各占 1/2,而利用最优复合指纹因子计算得到的泥沙贡献比中,表层土(58.8%)多于侵蚀沟(41.2%);以复合指纹因子中单个因子为指纹因子计算解析解,P、Ga、Ce、<sup>137</sup>Cs 4 个因子的判别能力较强,能有效判别泥沙物源区;为保证泥沙贡献比计算结果的精确性,有必要确定各模型的计算精度,并挖掘具体的影响因素,调整参数或算法,为模型改进提供依据。研究发现,面积占比不足 1%的侵蚀沟贡献了流域近 1/2 的泥沙,表明侵蚀沟发育引起的土壤流失不容小觑,应加强对该区侵蚀沟道的治理。

**关键词:** 东北黑土区; 指纹识别; 泥沙来源; 沟道侵蚀

中图分类号:P95

文献标识码:A

文章编号:1009-2242(2020)01-0084-08

DOI:10.13870/j.cnki.stbcxb.2020.01.013

## Sediment Sources in a Small Watershed Located in the Black Soil Region of Northeast China Based on Different Models and Various Fingerprints

DU Pengfei<sup>1</sup>, HUANG Donghao<sup>2</sup>, QIN Wei<sup>3</sup>, LIU Bing<sup>3</sup>

(1.International Research and Training Center on Erosion and Sedimentation, China Institute of Water Resources and

Hydropower Research, Beijing 100048; 2.School of Geography, Beijing Normal University, Beijing 100875;

3.Department of Sediment Research, China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100048)

**Abstract:** Fingerprint technique is effective in relative sediment contribution estimation. As recently developed methods, Bayesian model and analytical solutions for single factor received more and more attentions. However, compared with most often used multivariate mixing models, their performance and stability in calculating the proportion of sediment sources kept unknow. In order to make clear the contribution of topsoil and subsoil in a typical small watershed in the black soil region of Northeast China, where distributed vast farmlands experiencing serious soil erosion and a number of gullies developing very fast, these three methods were introduced to provide estimation. In this studied watershed with 27.60 km<sup>2</sup> area, totally 69 samples from the sediment sources area and 30 samples from the sedimentation area were collected. Sediment sources covered 45 topsoil samples in farmland, woodland and grassland, and 24 subsoil samples from gullies. Based on the analysis for 33 properties in these samples, the optimal composite fingerprints including P, Ce, Ga, Rb and <sup>137</sup>Cs were screened by non-parametric test and multiple discriminant analysis. Taken these 5 fingerprints as group I, radionuclides <sup>137</sup>Cs and <sup>210</sup>Pb<sub>ex</sub> as group II, Walling-Collins model, the representative of

收稿日期:2019-07-27

资助项目:国家自然科学基金项目(41501299);中国水利水电科学研究院青年专项(SC0145B172019);中国水利水电科学研究院重点专项(SE0145B132017);中国水利水电科学研究院重点实验室专项(SKL2018TS08)

第一作者:杜鹏飞(1982-),博士,高级工程师,主要从事土壤侵蚀和水土保持研究。E-mail:dupf@iwhr.com

multivariate mixing models, and Bayesian model were used to calculate the sediment contribution for the two potential sources, respectively. Taken each property in the optimal composite fingerprints as group III, analytical solutions for single factor were also used to provide such estimation. The results showed that the contribution ratios of sediment sources based on different fingerprint group and various methods were similar, for example, the ratio provided by group II (topsoil 47.5% and subsoil 52.5%) kept consistent with that calculated by group I (topsoil 44.6% and subsoil 55.4%), while the multivariate mixing model was adopted, the contribution estimated by group II (about half to half) was slightly different with that based on group I (topsoil 58.8% and subsoil 41.2%) in Bayesian model. However, the results provided by these two models were relative great-up to 14.2%, while taken group I as tracers. In group III, P, Ce, Ga, and  $^{137}\text{Cs}$  could differentiate the sources while applying for the single factor in analytical solutions, the results that half contribution from topsoil and half from gully, were not completely same, but very closed. The differences in sediment contribution might be caused by different principles of models. There were still some spaces to make improvement for different models in order to obtain more reliable results. Attention should also be paid to the gully, as it has caused severe soil erosion and contributed about 50% sediments with less than 1% area ratio in the whole watershed. To reduce sediment derived from the watershed, it is necessary to strengthen prevention and treatment for the gullies to the future land management and soil erosion controls.

**Keywords:** black soil region; fingerprinting; sediment source; gully erosion

土壤侵蚀是导致人类赖以生存且日趋紧缺的土地资源退化和损失的主要原因<sup>[1]</sup>,这种损失存在于世界各地,其广泛性与严重性早已成为世界性的难题。由土壤侵蚀引起的土地退化、生产力下降和由泥沙输移引起的河道淤积、水体污染,是一系列环境问题的主要诱因<sup>[2]</sup>。作为流域产沙物源属性的载体,泥沙携带了大量的土壤养分、重金属和有机污染物<sup>[3-4]</sup>,其数量与潜在生态环境效应直接反映了源地的类型与特征。判别侵蚀泥沙的具体来源,对流域泥沙平衡计算、河流泥沙减控、土壤侵蚀预报模型验证和水土保持效益评价都具有非常重要的意义,由此成为土壤侵蚀和泥沙输移研究的重点与热点问题之一。

传统上,主要基于侵蚀危害强度和程度的观察及地面侵蚀营力信息的获取,定性或半定量地判断可能的泥沙来源<sup>[5]</sup>。其方法主要包括目测评价<sup>[6]</sup>、侵蚀痕迹调查<sup>[7]</sup>、侵蚀针<sup>[8]</sup>、剖面测量计<sup>[9]</sup>、径流小区观测<sup>[10]</sup>、水文资料分析<sup>[11-12]</sup>和大面积调查<sup>[13-14]</sup>等。虽然这些调查手段可以获得第一手资料,但往往会因大面积调查的复杂性以及监测时间的长期性,很难在不同地貌类型及部位,完成对产沙全过程的监测和分析,从而在研究的时空尺度或结果代表性方面存在或多或少的问题。随着现代测试技术和分析手段的发展,基于泥沙理化性质分析的指纹识别技术,成为确定小流域内泥沙来源的有效方法。自 20 世纪 70 年代以来,泥沙来源指纹识别技术得到了越来越多研究者的关注。与传统的泥沙来源确定方法相比,指纹识别技术以其直接、简单、方便的优点<sup>[15-16]</sup>,被世界各国的研究者所采用<sup>[17-22]</sup>。该方法通过分析物源和泥沙

的指纹因子,可以建立二者之间的关系,从而实现不同物源地泥沙贡献的定量估算<sup>[23]</sup>,因而成为近年来确定流域泥沙来源的主要方法。

东北黑土区作为我国重要的商品粮生产基地,虽然大部分地区开垦历史不足百年<sup>[24]</sup>,但土壤侵蚀十分严重<sup>[25]</sup>,已成为中国土壤侵蚀潜在危险性最大的地区之一<sup>[26]</sup>。近年来,有关该区溅蚀和面蚀、切沟、浅沟的研究成果不断涌现,但有关泥沙沉积和输移的研究仍不多见<sup>[27-28]</sup>。这与整个东北黑土区土地利用方式相对单一,导致泥沙来源问题没有得到广泛关注有关。但同时应该注意到,随着近年来对该区侵蚀沟发育问题的重视,相关研究不断增多<sup>[29-31]</sup>。在这种情况下,研究黑土区典型小流域的泥沙来源问题,可以明晰表层土和来源于侵蚀沟发育过程中的底层物质侵蚀和泥沙输移的基本特点,有助于当前水土保持措施的效益评价,不仅对以水土资源保护为导向的土地利用规划具有现实的指导意义,而且对该区生态建设与保护由事后治理向事前预防的战略性的转变具有重要的实际指导价值。

基于指纹识别技术估算流域泥沙来源时,受所选指纹因子和模型的限制,计算结果也会存在一定程度的差异,尤其在一些指纹因子测试存在困难时,能在测试指标简化时保持估算结果的准确性就显得尤为重要。为此,本研究在关注东北黑土区典型小流域泥沙来源的同时,对比分析基于不同模型不同指纹因子的计算结果,以期在明确表层土和侵蚀沟相对泥沙贡献比的基础上,为该区土地资源管理和水土保持措施的落实提供依据,并为该区后续类似研究的开展提供方法借鉴。

# 1 材料与方法

## 1.1 研究区概况

研究区位于黑龙江省嫩江县大兴安岭向松嫩平原过渡的漫川漫岗地带,处于大兴安岭南麓的黑龙江省农垦总局九三分局鹤山农场的鹤北小流域(48°59′03.3″—49°02′35.7″N,125°15′45.71″—125°20′46.79″E)。该区为寒温带大陆性半湿润气候,冬夏温差大,最热月 7 月平均气温为 20.8℃,最冷月 1 月平均气温为 -22.5℃,年均气温 0.4℃,无霜期 115~120 d。多年平均降水为 534mm,降水集中于 6—8 月,占全年降水量的 66.7%。降雪时间集中在 11 月至翌年 2 月,降雪量占全年降水量的 15%左右,最大可达 40%,积雪在 3—4 月融化,形成融雪径流。

鹤北小流域(图 1)面积 27.60 km<sup>2</sup>,主沟道长度 7 827 m,由北向南倾斜,出口为鹤山农场六队水库库坝。流域内最高点海拔 388.5 m,最低点海拔 312.0 m,地形起伏不大,耕地坡度一般 1°~3°。土壤主要以黑土为主。土地利用方式以耕地为主,农作物主要为玉米、大豆和小麦,面积占到总面积的 67.21%,其次为林业(包括防护林和自然林,多为榛柴、樟子松和落叶松)和牧业用地,分别占总面积的 11.80%和 10.80%,再次为居民点和道路用地,分别占总面积的 2.00%和 1.65%,剩余部分为水面、园地及沟道等未利用土地。

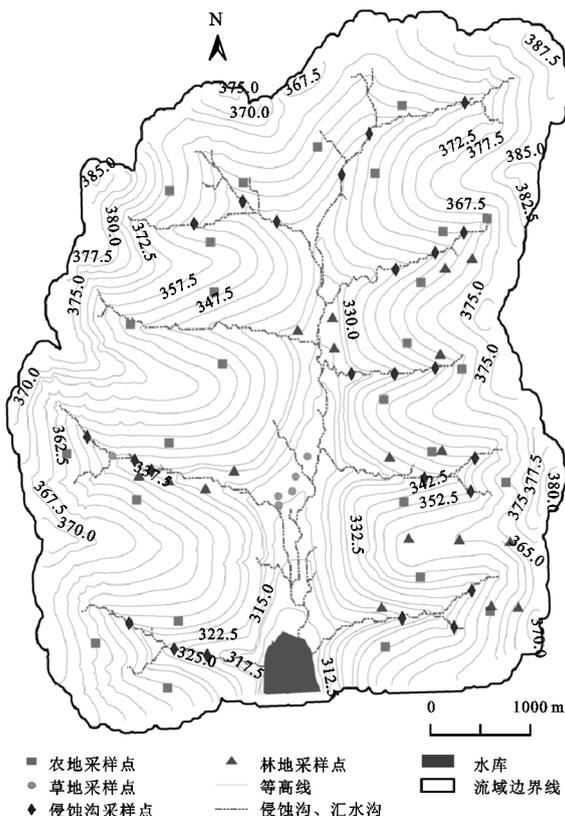


图 1 鹤北小流域物源区采样点分布

## 1.2 样品采集与测试

研究区土地利用方式相对单一,农地占据绝对主导,农、林、牧 3 种土地利用面积约占总面积的 90%。在夏秋降雨侵蚀和冬春冻融侵蚀的复合作用下,呈现出以表土流失为主要表现形式的面蚀和以侵蚀沟发育为主要特征的沟道侵蚀共同发育的特点。因此,本研究以表层土和侵蚀沟发育过程中的底层物质为主要泥沙来源,进行了样品采集。采集时间为 2016 年 5 月,表层土壤样品使用环刀(直径为 7.5 cm)采集,采样深度为 5 cm。为降低各物源指纹因子的空间变异,增加样本代表性并满足样品的测试要求,在每个样点以 2 m 为半径圆的范围内重复采集 3 个样品,然后进行混合处理。侵蚀沟道底层物质使用土铲采集,这些物质包含土壤、母质等,均分布于侵蚀沟壁距表层 30 cm 以下的 B、C 层。沉积泥沙样品使用土铲采集于流域主沟道和支沟沟底。研究区内共采集 69 个物源区土壤样本,其中表层土样本 45 个,分别为农地 27 个、林地 12 个、草地 6 个、侵蚀沟壁物质样本 24 个(采样点布设见图 1),并在水库及周边地区采集沉积泥沙表层样品 30 个。

样品经自然风干,手工拣除枯枝落叶、作物根系及粗砾石后,人工磨细分散,分别过 <2 mm, <0.063 mm 的土筛。其中, <2 mm 样品用于放射性元素<sup>137</sup>Cs 和<sup>210</sup>Pb 的测试,测试仪器为北京师范大学 n 型、低能量、低本底多道高纯锗 γ 能谱仪,在样品放置 21 天后进行。<sup>137</sup>Cs、<sup>210</sup>Pb 总含量、<sup>226</sup>Ra 的含量分别根据 661.6, 46.5, 351.0 keV 处的谱峰面积积算,<sup>210</sup>Pb<sub>ex</sub> 含量通过<sup>210</sup>Pb 总含量与<sup>226</sup>Ra 含量的差值得求。为保证 95%置信水平上的测试相对误差在 10%以内,每个样本的测试时间均超过 80 000 s。 <0.063 mm 的样品用于土壤养分(P)、金属元素(Mn、Co、Cr、Cu、Ni、Pb、Zn、Ti、V、Ga、Rb、Sr、Zr、Nb、Ba)、类金属元素(As)、卤族元素(Br)、稀土元素(La、Ce、Y、Nd)和金属氧化物(SiO<sub>2</sub>、Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>、Fe<sub>2</sub>O<sub>3</sub>、MgO、CaO、Na<sub>2</sub>O、K<sub>2</sub>O)的测试。测试仪器为中国科学院寒区旱区环境与工程研究所的 X 射线荧光光谱分析仪。

## 1.3 研究方法

1.3.1 潜在泥沙源地指纹识别因子的筛选与组合  
为研究不同指纹因子组合对泥沙贡献比例估算结果的影响,采用了 3 种不同形式的指纹因子:一是放射性元素<sup>137</sup>Cs 和<sup>210</sup>Pb<sub>ex</sub>;二是根据统计学理论筛选出来的最优复合指纹因子;三是把最优复合指纹因子组合中的每个因子作为单因子。其中,最优复合指纹因子的确定过程为:首先通过双边范围检验(dual-range bracket test)剔除非保存性(non-conservative)因子,即去除沉积泥沙中浓度大于物源区相同指纹因子最

大值或小于物源区相同指纹因子最小值的因子,在此筛选过程中有 P、V、Cr、Co、Ni、Ga、As、Br、Rb、Ce、K<sub>2</sub>O、<sup>137</sup>Cs、<sup>210</sup>Pb<sub>ex</sub> 13 个因子通过检验(表 1)。然后,通过 *H*-检验(Kruskal-Wallis Hypothesis test)筛选统计意义上差异显著的( $P < 0.005$ )的因子,在此过程中,Co、Ni、<sup>210</sup>Pb<sub>ex</sub> 3 个因子被剔除掉。最后,为了选择最少数量的指纹因子,引入逐步多元判别分析,结果是 P、Ga、Rb、Ce 和 <sup>137</sup>Cs 通过筛选,成为最优复合指纹因子,能以 100% 准确度判别该研究区的表层土和侵蚀沟 2 个泥沙物源区。

表 1 物源区通过双边范围检验的土壤指纹识别因子 *H* 检验结果

指纹识别因子	<i>H</i> -值	<i>P</i> -值
P	27.13	0*
V	14.97	0.0001*
Cr	13.40	0.0003*
Co	0.80	0.3700
Ni	7.80	0.0052
Ga	33.14	0*
As	29.35	0*
Br	10.61	0.0011*
Rb	13.61	0.00028*
Ce	37.39	0*
K <sub>2</sub> O	10.55	0.0012*
<sup>137</sup> Cs	38.01	0*
<sup>210</sup> Pb <sub>ex</sub>	1.87	0.1719

注: \* 表示  $P < 0.005$  时呈显著性差异。

### 1.3.2 泥沙来源估算模型

(1) 多元混合线性模型。由 Walling 等<sup>[32]</sup> 和 Collins 等<sup>[33]</sup> 提出的算法是估算泥沙来源比例采用最为广泛的方程,即多元混合线性模型:

$$E = \sum_{i=1}^n \{ [C_i - (\sum_{s=i}^n P_s S_{si})] / C_i \}^2 \quad (1)$$

模型中,规定所有源地泥沙贡献百分比不能为负值,且全部源地泥沙贡献百分比为 100%,即:

$$0 \leq P_s \leq 1 \quad (2)$$

$$\sum_{s=1}^n P_s = 1 \quad (3)$$

式中: $n$  为物源区数量; $C_i$  为沉积泥沙中第  $i$  个指纹因子的浓度; $m$  为指纹因子数量; $P_s$  为物源区  $s$  的泥沙贡献百分比; $S_{si}$  泥沙源地  $s$  中指纹识别因子  $i$  的平均浓度。指纹识别因子的浓度和标准差用于 2 500 次拉丁超立方抽样(Latin Hypercube sampling)过程,通过遗传算法(genetic algorithm)获得每次抽样

的全局最优解。引入平均绝对拟合度值(mean absolute fit, MAF)<sup>[34]</sup> 因子,利用拟合优度检验的方法估算泥沙来源结果的不确定性,计算公式为:

$$MAF = \left\{ 1 - \frac{\sum_{i=1}^m |C_i - (\sum_{s=i}^n P_s S_{si})| / C_i}{m} \right\} \quad (4)$$

(2) Bayesian 模型。Bayesian 模型最初主要应用于生态学领域<sup>[35]</sup>,后来逐渐在泥沙来源研究中得到引进和应用<sup>[36]</sup>。Bayesian 统计方法通过计算各物源区泥沙贡献比的概率分布,定量物源区泥沙贡献比的不确定性范围。根据 Bayesian 理论,各物源区泥沙贡献比例的后验概率分布  $P(f_q | data)$  等于先验概率分布  $p(f_q)$  和似然函数  $L(data | f_q)$  之积除以其累加之和:

$$P(f_q | data) = \frac{L(data | f_q) \times p(f_q)}{\sum L(data | f_q) \times p(f_q)} \quad (5)$$

式中: $f_q$  为通过 Dirichlet 分布随机生成向量,表示各物源区泥沙贡献比例;似然函数通过下式求得:

$$L(x | \mu_j, \sigma_j) = \prod_{k=1}^n \prod_{j=1}^m \left[ \frac{1}{\sigma_j \times \sqrt{2\pi}} \times \exp\left(-\frac{(x_{kj} - \mu_j)^2}{2\sigma_j^2}\right) \right] \quad (6)$$

式中: $\mu_j$ 、 $\sigma_j$  分别为根据随机抽取的  $f_q$  计算获得的泥沙样品中第  $j$  个指纹因子的均值和标准差; $x_{kj}$  为第  $k$  个泥沙样品第  $j$  个指纹因子。

计算过程中,利用重要抽样的重采样方法(sampling-importance-resampling)<sup>[37]</sup>,从估算的后验概率分布中生成 2 500 个样本进行计算。为确保计算的准确性,并提高计算效率,通过 MATLAB 对上述模型算法进行了编程,所有计算过程均通过 MATLAB 计算机语言完成。

## 2 结果与分析

### 2.1 基于多元混合线性模型的泥沙来源估算

以放射性元素 <sup>137</sup>Cs 和 <sup>210</sup>Pb<sub>ex</sub> 为指纹因子,利用多元混合线性模型估算表层土与侵蚀沟泥沙贡献比的结果。由表 2 和图 2 可知,表层土与侵蚀沟泥沙贡献比结果分别为 47.5% (0.6%~99.7%) 和 52.5% (0.3%~99.4%), 相比而言,沉积泥沙中来自于侵蚀沟的占比稍高。而以复合指纹因子估算 2 个物源区的泥沙贡献比结果与以放射性元素 <sup>137</sup>Cs 和 <sup>210</sup>Pb<sub>ex</sub> 为指纹因子非常接近(图 3),来自表层土和侵蚀沟的泥沙分别占 44.6% (21.3%~96.7%) 和 55.4% (3.3%~78.7%)。

表 2 不同泥沙来源估算模型泥沙贡献比

单位: %

指纹因子组合	多元混合线性模型		Bayesian 模型	
	表层土	侵蚀沟	表层土	侵蚀沟
放射性元素 <sup>137</sup> Cs + <sup>210</sup> Pb <sub>ex</sub>	47.5 ± 22.5	52.5 ± 22.6	50.3 ± 3.0	49.7 ± 3.0
最优复合指纹因子	44.6 ± 14.1	55.4 ± 14.1	58.8 ± 2.9	41.2 ± 2.9

注:表中数据为平均值 ± 标准差。

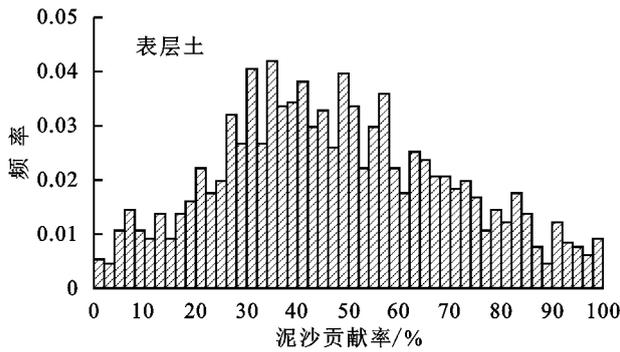


图 2 以放射性元素 $^{137}\text{Cs}$ 和 $^{210}\text{Pb}_{\text{ex}}$ 为指纹因子利用多元混合线性模型估算的表层土与侵蚀沟泥沙贡献比

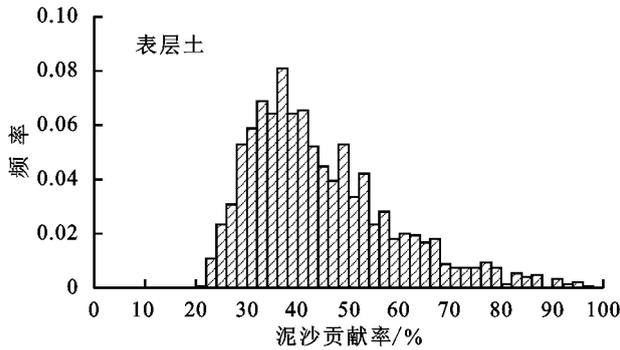
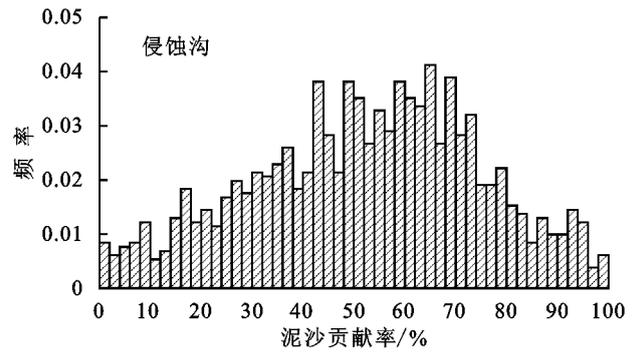
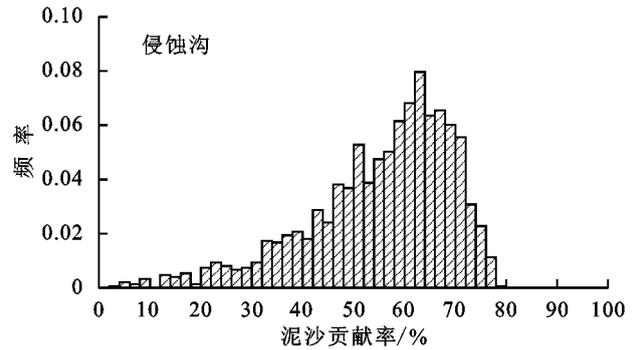


图 3 根据复合指纹因子利用多元混合线性模型估算的表层土与侵蚀沟泥沙贡献比



## 2.2 基于 Bayesian 模型的泥沙来源估算

以放射性元素 $^{137}\text{Cs}$ 和 $^{210}\text{Pb}_{\text{ex}}$ 为指纹因子,利用 Bayesian 模型估算表层土与侵蚀沟泥沙贡献比。由图 4 可知,2 个物源区各约贡献 1/2 的泥沙,其中表层

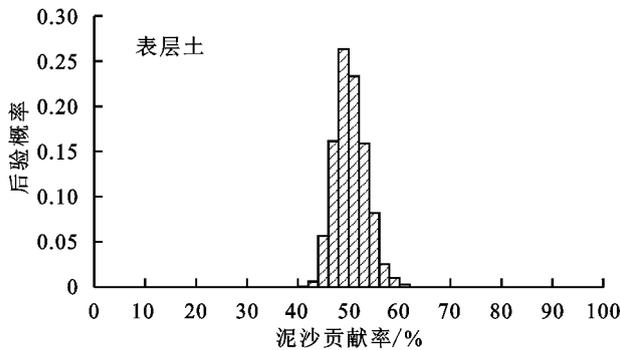
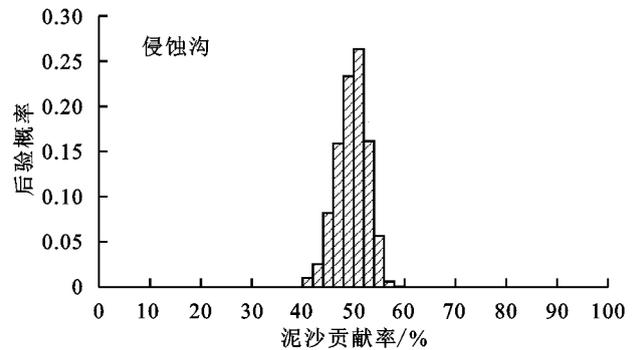


图 4 以放射性元素 $^{137}\text{Cs}$ 和 $^{210}\text{Pb}_{\text{ex}}$ 为指纹因子利用 Bayesian 模型估算表层土与侵蚀沟泥沙贡献比



土和侵蚀沟分别存在 2.8 个百分点的不同,估算结果非常稳定,标准差仅为 3.0%。

土 50.3% (41.3% ~ 61.4%), 侵蚀沟 49.7% (38.6% ~ 58.7%), 与多元混合线性模型的估算结果相比,表层土和侵蚀沟分别存在 2.8 个百分点的不同,估算结果非常稳定,标准差仅为 3.0%。

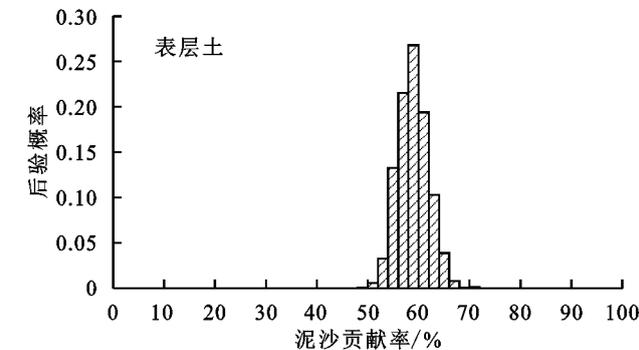
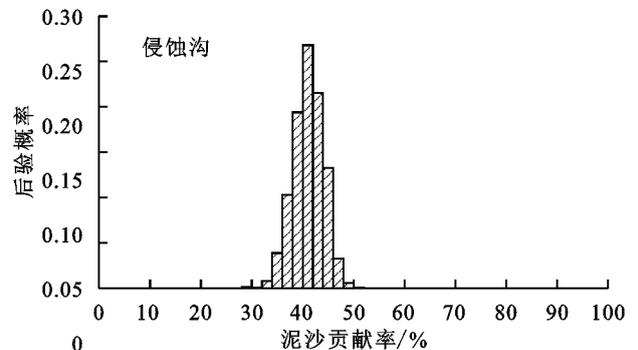


图 5 根据复合指纹因子利用 Bayesian 模型估算表层土与侵蚀沟泥沙贡献

在复合指纹因子采用 Bayesian 模型进行估算时,泥沙贡献比结果相比以放射性元素 $^{137}\text{Cs}$ 和 $^{210}\text{Pb}_{\text{ex}}$ 为指纹因子计算得到的结果又有所不同(图 5),表层土的贡献比由 50.3% 增加到 58.8% (49.6% ~



70.9%), 相应地,侵蚀沟的泥沙贡献比则由 49.7% 降低为 41.2% (29.1% ~ 50.4%), 但是,侵蚀沟的计算稳定性仍略有提高,标准差降低了 0.1 个百分点,达到 2.9%。

### 2.3 基于解析解的单因子泥沙来源估算

多元混合线性模型估算泥沙来源的必要条件是指纹因子的数量( $m$ ) $\geq$ 物源区数量( $n$ ),并计算其最优解。但一些研究<sup>[28,34]</sup>认为,指纹因子数量不需要很多,只需要  $m=n-1$  个,并计算其解析解即可。为检验这种方法在东北黑土区泥沙来源比例计算中的可行性,本研究应用通过  $H$ -检验和逐步多元判别分析的 P、Ga、Rb、Ce、<sup>137</sup>Cs 分别作为单因子,计算表层土和侵蚀沟的泥沙来源比例,并得到了 95% 置信水平的下限(lower limit, LL)和上限(upper limit, UL)。由表 3 可知,通过 5 个单因子解析解计算得到的泥沙贡献比与基于多元混合线性模型和 Bayesian 模型的结果并无太大差别。

表 3 根据单因子计算表层土和侵蚀沟的泥沙贡献比

单因子	判别能力/%	表层土			侵蚀沟				
		泥沙贡献比/%	SD	95%LL	95%UL	泥沙贡献比/%	SD	95%LL	95%UL
P	84.3	50.6	0.10	0.30	0.71	49.4	0.10	0.29	0.70
Ga	86.3	46.2	0.10	0.27	0.66	53.8	0.10	0.34	0.73
Rb	72.5	51.6	0.30	0.00	1.00	48.4	0.30	0	1.00
Ce	96.1	52.5	0.09	0.35	0.70	47.5	0.09	0.30	0.65
<sup>137</sup> Cs	100	40.5	0.05	0.30	0.51	59.5	0.05	0.49	0.70

注:SD 为标准差;95%LL 和 95%UL 为 95% 置信水平下限(LL)和上限(UL)。

## 3 讨论

### 3.1 不同指纹因子的选择及其计算结果可信度

使用复合指纹因子进行的估算,有效减小了循环计算结果的离散程度,提高了泥沙来源估算结果的可信度,因此标准差较直接使用放射性元素<sup>137</sup>Cs 和<sup>210</sup>Pb<sub>ex</sub>低,这在使用多元混合线性模型时尤为明显,标准差由 22.5% 和 22.6% 大幅降低至 14.1% (表 2)。用于判别泥沙来源的土壤养分、金属元素、类金属元素、卤族元素、稀土元素和金属氧化物等指纹因子,浓度受地貌、植被、土地利用、气候等因素的共同作用,加之土壤侵蚀和输移过程的影响,保存性降低,不确定性增大。因此,在指纹因子较少的情况下,其判别潜在物源区的准确度和可信度降低较为明显(如 Rb 作为单因子时,其判别能力只有 72.5%)。而复合指纹因子是对众多指纹因子在进行双边范围检验、非参数检验和逐步判别分析等统计分析方法基础上建立起来的最优指纹因子组合,降低了指纹因子引入模型过程中的盲目性和随意性,减少了计算结果的不确定性,增强了判别物源的精度。作为放射性核素,<sup>137</sup>Cs 和<sup>210</sup>Pb<sub>ex</sub> 沉降后强烈吸附在土壤颗粒上,相对稳定,基本不受水分和植被的影响,在本研究中具备与复合指纹因子几乎相同的泥沙来源鉴别能力,表明其可作为该区沉积泥沙物源地判别的理想示踪因子。其中的<sup>137</sup>Cs 作为单因子时,其对泥沙来源的判别率

其中,Ga 作为单因子得到的泥沙来源比例与利用多元混合线性模型以放射性元素<sup>137</sup>Cs 和<sup>210</sup>Pb<sub>ex</sub> 作为指纹因子得到的结果基本相同,<sup>137</sup>Cs 作为单因子得到的泥沙来源比例与利用多元混合线性模型以最优复合指纹因子计算的结果非常接近,P、Rb、Ce 作为单因子得到的泥沙来源比例与利用 Bayesian 模型以放射性元素<sup>137</sup>Cs 和<sup>210</sup>Pb<sub>ex</sub> 作为指纹因子得到的结果基本一致。除 Rb 的判别能力稍低(72.5%)、标准误差略高(0.30)之外,其他 4 个单因子的判别能力均在 80% 以上,标准误差均在 0.10 以内。此外,Rb 在 95% 置信水平下的 LL 和 UL 计算上,置信区间范围较大,其余 4 个因子则相对更为可靠。

更是高达 100%,表现出了出色的示踪能力。但同时也应该注意到,受具体模型和算法的影响,不同示踪因子计算的结果不全然相同,如:以<sup>137</sup>Cs 作为单因子计算得到的结果与以<sup>137</sup>Cs 和<sup>210</sup>Pb<sub>ex</sub> 同时作为指纹因子和以最优复合指纹因子计算的结果就存在一些差异,这种差异体现了土壤和泥沙颗粒对不同放射性元素的吸附能力不尽相同,也反映了吸附不同指纹因子的泥沙,实际搬运和沉积过程也可能存在一些细微的差别。但从结果上看,这些因素不从本质上影响泥沙物源比例的计算。

### 3.2 不同计算模型的对比分析

总体上,多元混合线性模型和 Bayesian 模型计算泥沙来源的结果比较相近,但二者之间仍存在着一些差别:一是在泥沙来源的比例上,多元混合线性模型计算的侵蚀沟贡献较表层土高,Bayesian 模型计算的结果则刚好相反。二是在使用相同指纹因子时,结果不尽相同。当以放射性元素<sup>137</sup>Cs 和<sup>210</sup>Pb<sub>ex</sub> 作为指纹因子时,多元混合线性模型和 Bayesian 模型计算的结果非常相近,但二者在使用最优复合指纹因子时得到的结果相差却达 14.2%。三是在计算结果的稳定性上,Bayesian 模型明显偏高。使用该模型时,不论采用哪种指纹因子组合,标准差均较多元混合线性模型小(表 2),这与 2 个模型的计算原理不无关系。Bayesian 模型充分利用了先验信息,根据先验分布

( $p(f_q)$ )的均值和方差( $\mu_j, \sigma_j$ ),给出参数的先验估计值和估计值的不确定性。然后应用不同时点依次给出的观察数据(data)实现对参数的估计。在获得任何数据之前,均用先验分布进行推断。当获得一组数据时,将第 1 组数据得到的后验分布作为先验分布,加入新数据得到下一步的后验分布,并更新参数的估计值。其重要抽样的重采样过程也均是从重要抽样函数中抽取样本,并对样本进行加权重抽样,最终使得样本近似目标函数。而多元混合线性模型则是在所有物源区指纹因子浓度为正态分布的假设条件下,应用拉丁超立方抽样过程,保障样本在空间中的投影均匀性,并利用遗传算法,在多元混合线性方程的相对误差平方和取最小值的情况下,估算出其全局最优值。因此,相对而言,多元混合线性模型估算结果的波动范围值较大,Bayesian 模型的估算结果则较为稳定。但同时应该注意到,这种差别源于模型的计算机理,不能由此否认多元混合线性模型的计算结果准确性。实际上,通过对不同指纹因子组合估算结果的 MAF 进行计算后发现,该值大于 0.9,表明基于多元混合线性模型的计算结果同样可靠。因此,在后续的实际应用中,这些模型均可用来计算该区不同物源泥沙的相对贡献比,但还有必要针对模型开展后续研究,调整涉及的参数或算法,以改进模型,保证泥沙贡献比结果的准确性。

### 3.3 由沉积泥沙反映出来的东北黑土区沟蚀的严重性

根据全国第一次水利普查,东北黑土区侵蚀沟数量达 29.6 万条,其中 88.67% 为发展沟<sup>[30]</sup>,近年来呈现出数量不断增加、密度不断变大的特点<sup>[25]</sup>。本研究区中,侵蚀沟所占面积比不足 1%,却贡献了近一半的沉积泥沙,几乎与占流域面积约 90% 的农、林、草 3 种土地利用中的表土流失所贡献的量相当。侵蚀沟本身就处于流域内微地形的汇水区,侵蚀后相比其他土地利用方式中的表土更易被径流所搬运,所以具有更高的泥沙输移比,其不断发育扩张导致的大量土壤流失已对黑土资源造成了极为严重的破坏,对其进行全面、系统地治理已迫在眉睫。

## 4 结论

本研究应用目前使用最为广泛的多元混合线性模型,并引入新近兴起的 Bayesian 模型以及单因子的解析解算法定量了东北黑土区鹤北小流域沉积泥沙中来自表层土和侵蚀沟的比例。研究表明,3 种方法的计算结果大体一致,沉积泥沙中,表层土和侵蚀沟各约贡献 1/2。其中,多元混合线性模型计算的侵蚀沟贡献较表层土高,Bayesian 模型计算的结果刚好

相反,5 个单因子则各有不同。在计算结果的稳定性上,Bayesian 模型明显偏高,多元混合线性模型的平均绝对拟合度值(MAF)大于 0.9,P、Ga、Ce、<sup>137</sup>Cs 4 个因子的判别能力不俗。为保证泥沙贡献比计算结果的准确性,有必要针对模型开展后续研究,确定各模型的计算精度,并挖掘具体的影响因素,调整参数或算法,为模型的改进提供依据。

该区侵蚀沟在发育过程中引起了大量的土壤流失,由此以不足 1% 的面积贡献了与面积占比约 90% 的农、林、草 3 种土地利用表土流失相近的泥沙量。后续研究应在进一步探讨不同要素对侵蚀沟影响的基础上,明确其发生发展规律,并针对不同沟蚀环境、发育阶段和发展形态,因地制宜地采取生物和工程防治措施,切实控制侵蚀沟的发生发展,有效防止水土流失的发生。

### 参考文献:

- [1] 刘宝元,谢云,张科利.土壤侵蚀预报模型[M].北京:中国科学技术出版社,2001.
- [2] Pimentel D, Harvey C, Resoudarmo P, et al. Environmental and economic costs of soil erosion and conservation benefits [J]. Science,1995,267:1117-1123.
- [3] Foster I D L, Charlesworth S M. Heavy metals in the hydrological cycle: Trends and explanation [J]. Hydrological Processes,2015,10(2):227-261.
- [4] Walling D E, He Q. Use of fallout <sup>137</sup>Cs in investigations of over bank sediment deposition on river floodplains [J]. Catena,1997,29:263-282.
- [5] Walling D E. Tracing suspended sediment sources in catchments and river systems [J]. The Science of the Total Environment,2005,344(1/3):159-184.
- [6] Wilson P, Clark R, Mc Adam J H, et al. Soil erosion in the Falkland Islands: An assessment [J]. Applied Geography,1993,13(4):329-352.
- [7] Boardman J, Robinson D A. Soil erosion, climatic vagary and agricultural change on the downs around Lewes and Brighton, autumn 1982 [J]. Applied Geography, 1985,5(3):243-258.
- [8] Davis R J, Gregory K J. A new distinct mechanism of river bank erosion in a forested catchment [J]. Journal of Hydrology,1994,157(1/4):1-11.
- [9] Lam K C. Patterns and rates of slopewash on the badlands of Hong Kong [J]. Earth Surface Processes & Landforms,2010,2(4):319-332.
- [10] 魏天兴.黄土区小流域侵蚀泥沙来源与植被防止侵蚀作用研究[J].北京林业大学学报,2002,24(5/6):19-24.
- [11] 冯光扬.嘉陵江泥沙来源与特性研究[J].四川水利, 1993,14(5):1-5.

- [12] 石伟,王光谦,邵学军.不同来源区洪水对黄河下游流量一含沙量关系的影响[J].水科学进展,2003,14(2):147-151.
- [13] Wallbrink P, Murray A. Use of fallout radionuclides as indicators of erosion processes [J]. *Hydrological Processes*,1993,7(3):297-304.
- [14] 熊道光.鄱阳湖泥沙来源及湖盆近期沉积规律探讨[J].海洋与湖沼,1990,21(4):374-385.
- [15] Schuller P, Walling D E, Iroume A, et al. Using  $^{137}\text{Cs}$  and  $^{210}\text{Pb}_{\text{ex}}$  and other sediment source fingerprints to document suspended sediment sources in small forested catchments in south-central Chile [J]. *Journal of Environmental Radioactivity*,2013,124:147-159.
- [16] 李振山,付慧真,张红武,等.泥沙来源确定方法述评[J].人民黄河,2010,32(4):46-48,52.
- [17] Chen F, Zhang F, Fang N F, et al.Sediment source analysis using the fingerprinting method in a small catchment of the Loess Plateau, China [J]. *Journal of Soils and Sediments*,2016,16(5):1655-1669.
- [18] Collins A L, Zhang Y S, Duethmann D, et al. Using a novel tracing-tracking framework to source fine-grained sediment loss to watercourses at sub-catchment scale [J]. *Hydrological Processes*,2013,27(6):959-974.
- [19] Minella J P G, Walling D E, Merten G H. Establishing a sediment budget for a small agricultural catchment in southern Brazil, to support the development of effective sediment management strategies [J]. *Journal of Hydrology*,2014,519:2189-2201.
- [20] Palazón L, Gaspar L, Latorre B, et al. Identifying sediment sources by applying a fingerprinting mixing model in a Pyrenean drainage catchment [J]. *Journal of Soils and Sediments*,2015,15(10):2067-2085.
- [21] Poulénard J, Legout C, Némery J, et al. Tracing sediment sources during floods using Diffuse Reflectance Infrared Fourier Transform Spectrometry (DRIFTS): A case study in a highly erosive mountainous catchment (Southern French Alps) [J]. *Journal of Hydrology*,2012,414/415:452-462.
- [22] Stone M, Collins A L, Silins U. The use of composite fingerprints to quantify sediment sources in a wildfire impacted landscape, Alberta, Canada [J]. *Science of the Total Environment*,2014,473/474:642-650.
- [23] Foster I D L, Walling D E. Using reservoir deposits to reconstruct changing sediment yields and sources in the catchment of the Old Mill Reservoir, South Devon, UK, over the past 50 years [J]. *Hydrological Sciences Journal*,1994,39(4):347-368.
- [24] Poulénard J, Legout C, Némery J, et al. Tracing sediment sources during floods using diffuse reflectance infrared fourier transform spectrometry (DRIFTS): A case study in a highly erosive mountainous catchment (Southern French Alps) [J]. *Journal of Hydrology*,2012,414/415:452-462.
- [25] Wu Y Q, Zheng Q H, Zhang Y G. Development of gullies and sediment production in the black soil region of northeastern China [J]. *Geomorphology*,2008,101(4):683-691.
- [26] 阎百兴,杨育红,刘兴土,等.东北黑土区土壤侵蚀现状与演变趋势[J].中国水土保持,2008(12):26-30.
- [27] 范昊明,蔡强国,王红闪.中国东北黑土区土壤侵蚀环境[J].水土保持学报,2004,18(2):66-70.
- [28] Dong Y F, Wu Y Q, Zhang T Y, et al. The sediment delivery ratio in a small catchment in the black soil region of Northeast China [J]. *International Journal of Sediment Research*,2013,28(1):111-117.
- [29] Fang H Y. Temporal variations of sediment source from a reservoir catchment in the black soil region, Northeast China [J]. *Soil and Tillage Research*,2015,153:59-65.
- [30] 李天奇.东北黑土区侵蚀沟成因与模型研究[D].长春:中国科学院东北地理与农业生态研究所,2012.
- [31] 顾广贺,王岩松,钟云飞,等.东北漫川漫岗区侵蚀沟发育特征研究[J].水土保持研究,2015,22(2):47-51.
- [32] 刘雨佳,许秀泉,范昊明,等.东北黑土区横垄坡面融雪期细沟侵蚀特征研究[J].土壤通报,2017,48(3):701-706.
- [33] Walling D E, Woodward J C, Nicholas A P. A multi-parameter approach to fingerprinting suspended-sediment sources [R]. *Tracers in Hydrology IAHS Publ*:1993,215:329-337.
- [34] 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*,1997,29:1-27.
- [35] Zhang X C, Liu B L. Using multiple composite fingerprints to quantify fine sediment source contributions: A new direction [J]. *Geoderma*,2016,268:108-118.
- [36] Moore J W, Semmens B X. Incorporating uncertainty and prior information into stable isotope mixing models [J]. *Ecology Letters*,2008,11(5):470-480.
- [37] Nosrati K, Govers G, Semmens B X, et al. A mixing model to incorporate uncertainty in sediment fingerprinting [J]. *Geoderma*,2014,217/218:173-180.
- [38] Rubin D B. Using the SIR algorithm to simulate posterior distributions [J]. *Bayesian Statistics*,1988,3:395-402.