

中文引用格式:陈光耀,李司豪,梁阳泽,等. 基于联系云和改进冲突证据融合算法的泥石流易发性评价[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(8): 222-230.

英文引用格式:CHEN Guangyao, LI Sihao, LIANG Yangze, et al. Susceptibility evaluation based on connection cloud model and improved conflict evidence fusion method for debris flow disaster[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(8): 222-230.

# 基于联系云和改进冲突证据融合算法的 泥石流易发性评价\*

陈光耀<sup>1</sup>, 李司豪<sup>1</sup>, 梁阳泽<sup>1</sup>, 夏震昭<sup>2</sup>, 徐照<sup>\*\*1</sup>教授

(1 东南大学 土木工程学院, 江苏 南京 211189;

2 华中科技大学 土木与水利工程学院, 湖北 武汉 430074)

中图分类号:X915.5; TU457 文献标志码:A DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2024.08.1882

基金项目:国家自然科学基金资助(72071043);教育部人文社科基金资助(20YJAZH114);江苏省自然科学基金资助(BK20201280);江苏省研究生科研创新计划项目(KYCX23\_0286)。

**【摘要】** 泥石流作为一种常见的地质灾害,其形成机制复杂,影响指标众多且呈现多重不确定性,为综合考虑多种影响因素协同作用,基于信息融合和不确定性分析理论,提出一种基于证据理论和云模型的泥石流易发评价方法。首先,应用联系云模型(CCM)计算泥石流易发性关键评价指标的基本概率分配函数(BPA);然后,引入兰氏距离和邓氏熵,分别修正指标BPA的可信度和不确定度,得到修正后的BPA;最后,基于D-S证据理论对修正BPA进行证据融合,实现泥石流易发性评价,并进行实例验证。结果表明:所采用的CCM能够克服正态云模型计算BPA时要求指标为正态分布的缺陷,并考虑指标分布的随机性和不确定性;提出的方法与其他4种常用的证据融合方法评价结果基本吻合,用于泥石流易发性评价有效可行;基于兰氏距离和邓氏熵改进的冲突证据融合算法可提高证据融合的收敛速度和精度,并且结果更准确可靠。

**【关键词】** 联系云模型(CCM); 泥石流; 易发性评价; 基本概率分配函数(BPA); 冲突证据融合; 兰氏距离; 邓氏熵; 证据理论

## Susceptibility evaluation based on connection cloud model and improved conflict evidence fusion method for debris flow disaster

CHEN Guangyao<sup>1</sup>, LI Sihao<sup>1</sup>, LIANG Yangze<sup>1</sup>, XIA Zhenzhao<sup>2</sup>, XU Zhao<sup>1</sup>

(1 School of Civil Engineering, Southeast University, Nanjing Jiangsu 211189, China;

2 School of Civil and Hydraulic Engineering, Huazhong University of Science and  
Technology, Wuhan Hubei 430074, China)

**Abstract:** Debris flow, as a common geological disaster, has a complex formation mechanism with numerous influencing factors and multiple uncertainties. To comprehensively consider the synergistic effects of various influencing factors, based on information fusion and uncertainty analysis theory, this paper proposed a debris flow susceptibility evaluation method based on evidence theory and cloud model.

\* 文章编号:1003-3033(2024)08-0222-09; 收稿日期:2024-02-21; 修稿日期:2024-05-27

\*\* 通信作者:徐照(1982—),男,江苏徐州人,博士,教授,主要从事智慧建造与管理等方面的研究。E-mail: xuzhao@seu.edu.cn。

Firstly, the BPA function of key evaluation indicators for debris flow susceptibility was calculated using a connection cloud model. Subsequently, the reliability and uncertainty of the indicators' BPA were modified using Lance distance and DENG entropy, respectively, resulting in a corrected BPA. Finally, evidence fusion was performed on the corrected BPA based on Dempster-Shafer (D-S) evidence theory to achieve debris flow susceptibility assessment, followed by a case validation. The results show that the connection cloud model used in this paper overcomes the limitation that the normal cloud model requires indicators to follow the normal distribution when calculating BPA, and it considers the randomness and uncertainty of indicator distribution. The proposed method's evaluation results are generally consistent with those of four other commonly used evidence fusion methods, proving it to be effective and feasible for debris flow susceptibility evaluation. The conflict evidence fusion method improved based on Lance distance and DENG entropy can enhance the convergence speed and precision of evidence fusion, making the results more accurate and reliable.

**Keywords:** connection cloud model (CCM); debris flow; susceptibility evaluation; basic probability assignment (BPA); conflict evidence fusion; Lance distance; DENG entropy; evidence fusion

## 0 引言

泥石流是一种常见的地质灾害,具有突发性和极强破坏性等特点,并直接威胁到人民的生命财产安全,故准确有效地评价泥石流的易发性对防灾减灾具有重要意义。

目前,国内外学者基于泥石流现场实测数据和相关试验结果,已基于不同理论提出多种评价方法,如可拓方法<sup>[1]</sup>、博弈论法<sup>[2]</sup>、模糊综合评价<sup>[3]</sup>、灰色关联分析<sup>[4]</sup>、基于地理信息系统技术<sup>[5]</sup>和以人工神经网络和大数据技术为基础为代表的机器学习<sup>[6-8]</sup>等方法,并取得了有益的进展。由于泥石流成因复杂<sup>[9]</sup>,影响因素多且具有多重不确定性,以上方法在实际应用中均有一定局限性。证据理论作为一种成熟的信息融合技术,具有处理不确定信息的能力,已在各个领域得到广泛应用<sup>[10]</sup>,而应用证据理论的关键步骤在于构建合理有效的基本概率分配函数(Basic Probability Assignment, BPA)。如何合理确定BPA是一个开放性问题,目前,在工程实际应用中,BPA的确定主要依靠专家经验打分,但这种方法显然具有较大的主观性<sup>[11]</sup>。为减少人为主观因素影响,相继有学者提出以岭函数<sup>[12]</sup>和三角模糊数为代表的隶属函数法<sup>[13]</sup>以及正态云模型法<sup>[14]</sup>,而上述方法中,隶属函数法对指标及其相互作用的随机模糊性描述欠佳;正态云模型(Normal Cloud Model, NCM)可综合考虑专家知识经验和指标实际分布特点,为NCM和证据理论的耦合应用提供新思路。尽管NCM可考虑评价指标BPA的随机模糊

性,但它在应用时是默认评价指标在无限区间内服从正态分布的,然而,大量实际问题的指标一般是在有限区间内,且不符合正态分布,故采用NCM计算BPA依然有待改进。同时,当处理高冲突证据时,传统Dempster证据融合规则往往会出现与实际情况相悖的结论,而如何解决这一问题依然尚无统一方案。

鉴于此,笔者拟构建一种基于联系云和改进冲突证据融合算法的泥石流易发性评价方法。首先,采用有限区间非对称联系云模型(Connection Cloud Model, CCM)来确定BPA,以克服NCM的缺陷。然后,引入兰氏距离<sup>[15]</sup>和邓氏熵<sup>[16]</sup>分别度量证据的可信度和不确定度,并综合二者计算证据的融合权重进而合理修正BPA,以期实现对泥石流易发性更准确和客观的评价,为泥石流灾害风险快速预警提供一种新途径。

## 1 CCM与改进冲突证据融合算法

### 1.1 CCM

云模型可实现定量和定性之间的相互转化<sup>[17]</sup>,但传统NCM生成的云是理想的无限区间正态云,且一般要求指标分布服从正态分布,而实际不确定性问题中评价指标分布形式具有多样性,可能无法满足这一要求。因此,传统NCM虽能描述研究问题的随机模糊性,但忽略了实测指标值分布特征,以及结果在相邻等级间的转化态势<sup>[18]</sup>,不利于实际工程应用,而近期发展的CCM集成了联系数理论中的“同

异反” (Identical-Discrepancy-Contrary, IDC) 思想,可统一定量描述和处理主客体之间确定和不确定性信息及转换态势特点<sup>[18]</sup>。其相应定义如下:若研究对象评价分为  $p$  级,对应评价指标共有  $n$  个,则第  $j$  个指标在第  $i$  等级的上界和下界分别为  $UB_j^i$  和  $LB_j^i$ ,其对应的一维联系云实际是由以期望  $E_{x_j}^i$  为分界点的左右 2 朵非对称云组合构成,且拥有各自的联系云数字特征,将待测样本第  $j$  个评价指标的实测值  $x$  代入到构建的 CCM 中,则可计算出隶属于第  $i$  等级的联系度  $\mu_j^i(x)$ ,关于联系云的数字特征计算方法和详细构建流程可查看文献<sup>[18]</sup>。基于 IDC 关系的等级区间划分如图 1 所示。

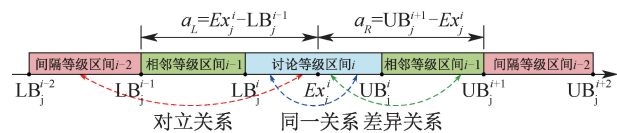


图 1 基于 IDC 关系的等级区间划分

Fig. 1 Classification grades based on IDC relationship

### 1.2 基于 CCM 的 BPA 确定方法

基于 CCM 的 BPA 确定方法如下:

1) 计算样本联系度。若待测样本为  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ ,且泥石流易发性共有  $p$  个分级,其中,  $x_j$  表示该样本中第  $j$  个指标的实测值,则通过下式求出  $x_j$  隶属于第  $i$  分级的联系度  $\mu_j^i$ ,用矩阵形式可表示为  $\mathbf{U}(\mathbf{x}) = [\mu_j^i]_{p \times n}$ 。

$$m_j(A_{p+1}) = 1 - \max(\mu_j^1, \mu_j^2, \dots, \mu_j^p) \quad (1)$$

式中  $m_j(A_{p+1})$  为第  $j$  个指标隶属等级不确知的 BPA 值,也可表示为  $m_j(\Theta)$ 。

2) 计算样本 BPA 矩阵  $\mathbf{M}(\mathbf{x})$ 。为满足 BPA 定义<sup>[14]</sup>要求,需对联系度作如下转换补充定义:

$$m_j(A_i) = \frac{\mu_{ij} \cdot \max(\mu_j^1, \mu_j^2, \dots, \mu_j^p)}{\sum_{i=1}^p \mu_j^i} \quad (2)$$

$$\mathbf{M}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} m_1(A_1) & m_2(A_1) & \dots & m_n(A_1) \\ m_1(A_2) & m_2(A_2) & \dots & m_n(A_2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ m_1(A_p) & m_2(A_p) & \dots & m_n(A_p) \\ m_1(A_{p+1}) & m_2(A_{p+1}) & \dots & m_n(A_{p+1}) \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中  $m_j(A_i)$  为第  $j$  个指标隶属于第  $i$  个等级的 BPA 值。

### 1.3 基于可信度和不确定度的冲突证据融合方法

针对经典 Dempster 证据融合规则在处理高冲

突证据时常出现不合常理的结果,为此提出综合考虑证据可信度和不确定度的改进冲突证据融合方法,其具体实现步骤如下:

步骤 1:计算样本  $\mathbf{x}$  的可信度向量  $\mathbf{R}(\mathbf{x})$ 。随着证据理论的完善,相继有学者提出不同的证据间距离的度量方法,如周氏距离、马氏距离和闵氏距离等,周氏距离受证据 BPA 分散程度影响,在衡量证据冲突程度方面欠佳<sup>[19]</sup>;马氏距离计算需引进矩阵协方差计算,对大规模数据而言计算量过大;而闵氏距离要求各证据有相同的维数属性,这会降低证据的一致性。故文中采用兰氏距离<sup>[15]</sup>用于证据可信度计算,计算过程如下:

1) 若第  $i$  个和第  $j$  个证据分别记为  $E_i$  和  $E_j$ ,则证据  $E_i, E_j$  之间兰氏距离  $d_{ij}$  为:

$$d(E_i, E_j) = d_{ij} = \frac{1}{p+1} \sum_{k=1}^{p+1} \frac{|m_i(A_k) - m_j(A_k)|}{[m_i(A_k) + m_j(A_k)]} \quad (4)$$

2) 计算证据  $E_i$  和  $E_j$  之间的相似度  $s_{ij}$ :

$$s_{ij} = 1 - d_{ij} (i, j = 1, 2, \dots, n) \quad (5)$$

证据  $E_j$  对应的可信度  $R_j$ :

$$R_j = \sqrt{\sum_{j=1, j \neq i}^n s_{ij}^2} / \sum_{i=1}^n \sqrt{\sum_{j=1, j \neq i}^n s_{ij}^2} \quad (6)$$

$$\mathbf{R}(\mathbf{x}) = [R_1, R_2, \dots, R_n] \quad (7)$$

步骤 2:计算样本  $\mathbf{x}$  的不确定度向量  $\mathbf{V}(\mathbf{x})$ 。邓氏熵是邓勇对香农熵的广义化改进<sup>[20]</sup>。邓氏熵越大,表明证据不确定度越大,故可采用邓氏熵度量证据的不确定度,计算过程如下:

1) 计算任意证据  $E_j$  的邓氏熵  $C_j$ :

$$C_j = - \sum_{A_k \subseteq \Theta} m_j(A_k) \cdot \left[ \log_2 \left( \frac{m_j(A_k)}{2^{\lceil A_k \rceil} - 1} \right) \right] \quad (8)$$

2) 基于邓氏熵计算样本  $\mathbf{x}$  的不确定度向量:

$$V_j = \frac{\exp(-C_j)}{\sum_{j=1}^n \exp(-C_j)} \quad (9)$$

$$\mathbf{V}(\mathbf{x}) = [V_1, V_2, \dots, V_n] \quad (10)$$

步骤 3:计算融合权重  $\mathbf{W}(\mathbf{x})$  并修正初始 BPA。当某证据和其他证据一致性程度越高时,说明该证据与其他证据的差异度越小,即可信度  $R$  越高,在证据融合时应赋予更大权重;而证据的邓氏熵  $C$  越大时,表明该证据的不确定程度越高,即证据越模糊,理应被赋予更小的权重。因此,将证据的可信度和不确定度综合考虑来计算证据的融合权重是一种更合理的方法,计算模型如下:

$$\begin{cases} w_j = \frac{R_j \times V_j}{\sum_{j=1}^n (R_j \times V_j)} \\ \mathbf{W}(\mathbf{x}) = [w_1, w_2, \dots, w_n] \end{cases} \quad (11)$$

$$m'_j(A_i) = \sum_{j=1}^n [w_j \cdot m_j(A_i)] \quad (12)$$

$$\mathbf{M}'(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} m'_1(A_1) & m'_2(A_1) & \dots & m'_n(A_1) \\ m'_1(A_2) & m'_2(A_2) & \dots & m'_n(A_2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ m'_1(A_p) & m'_2(A_p) & \dots & m'_n(A_p) \\ m'_1(A_{p+1}) & m'_2(A_{p+1}) & \dots & m'_n(A_{p+1}) \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中:  $m'_j(A_i)$  为修正后的 BPA 值;  $\mathbf{M}'(\mathbf{x})$  为修正后样本  $\mathbf{x}$  的 BPA 矩阵。

步骤 4: 进行证据融合并判定样本隶属等级。应用 Dempster 证据融合规则对  $\mathbf{M}'(\mathbf{x})$  进行证据融合, 并根据最终“最大支持信度原则”判定样本  $\mathbf{x}$  的泥石流易发性隶属等级。

### 1.4 评价流程

根据上述理论介绍, 基于 CCM 的改进证据融合泥石流易发性评价流程如图 2 所示。

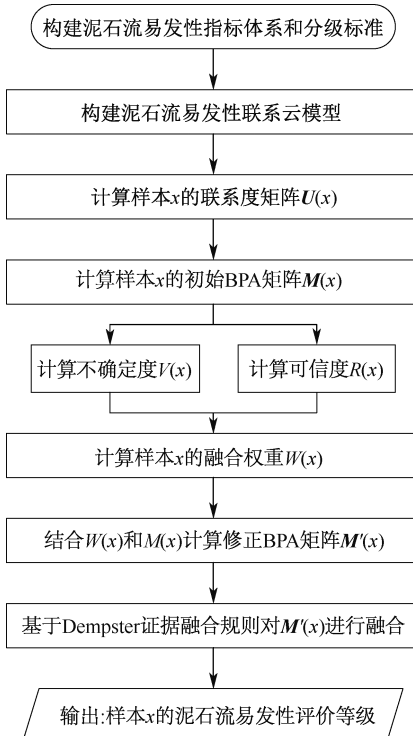


图 2 泥石流易发性评价流程

Fig. 2 Vulnerability evaluation flowchart of debris flow

## 2 泥石流易发性评价实例分析

由于泥石流发生机制复杂且影响因素指标众多, 故泥石流易发性评价指标及其分级标准目前尚无统一论。结合薛喜成对西秦岭调查结果的研究分析<sup>[21]</sup>, 选取沟谷岸坡坡度  $X_1$ 、沟床纵坡比降  $X_2$ 、植被覆盖率  $X_3$ 、单位面积固体物源储量  $X_4$ 、汇水面积  $X_5$ 、雨季降水量  $X_6$  共 6 项常见的泥石流易发性评价指标, 其中,  $X_1$ 、 $X_2$ 、 $X_3$  属于形貌条件,  $X_4$  属于地质条件,  $X_5$  和  $X_6$  属于水文条件, 并将泥石流易发性等级分为不易发(I)、低易发(II)、中易发(III)和高易发(IV)构建分级标准, 详细标准可查阅文献<sup>[22]</sup>。根据该分级标准可得评价指标的, 以指标  $X_6$  为例, 其 CCM 如图 3 所示。

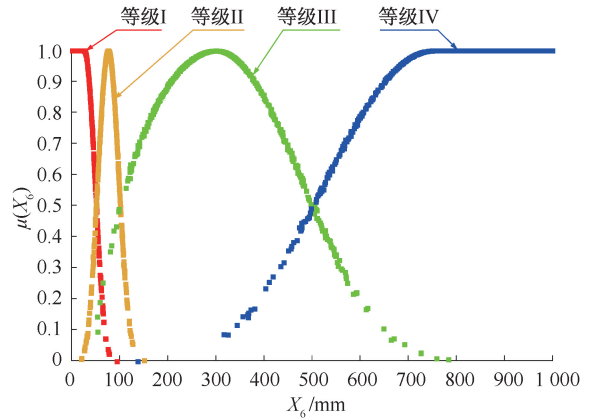


图 3 泥石流易发性评价指标  $X_6$  的 CCM

Fig. 3 CCM for vulnerability evaluation index  $X_6$  of debris flow

### 2.1 实例数据与计算结果

选取西秦岭泥石流现场调查结果实测数据<sup>[21]</sup>共计 11 个样本进行验证, 样本的各项指标实测值见文献<sup>[22]</sup>。基于图 2 流程, 最终可得各样本的 BPA 最终融合结果见表 1。由表 1 可知: 文中方法对 11 个样本的评价结果和博弈论-云模型法<sup>[22]</sup>评价结果基本一致, 表明文中方法用于泥石流易发性评价有效可行。对于样本 11, 文中方法将其判定为 III 级, 而博弈论-云模型法将其判定为 IV 级。事实上, 根据文献<sup>[22]</sup>的结果, 博弈论-云模型法得到的 III 级和 IV 级联系度分别为 0.43 和 0.445, 差距极小, 因此, 样本 11 应判定为介于 III 级和 IV 级更合理, 故将其判定为 III 级也是准确合理的; 对于样本 1, 模糊综合评价法判定为 IV 级, 而通过对样本 1 的分析可发现, 样本 1 中指标  $X_1$ 、 $X_2$ 、 $X_3$  和  $X_6$  均为 III 级, 指标

$X_4$  为 IV 级, 指标  $X_5$  为 II 级, 通过文献[22]计算得到的指标组合权重可知: 各指标权重占比差异极小, 且隶属于等级 III 的指标最多, 因此, 样本 1 判定为 III 级更合理, 其余样本 3、7、9、10 同理。

表 1 泥石流易发性评价结果及对比

Table 1 Susceptibility evaluation results and comparison of debris flow

样本	BPA 最终融合结果 $F_{us_5}(A_i)$					文中方法	博弈论-联系云 <sup>[24]</sup>	模糊综合评价 <sup>[24]</sup>
	$A_1$ (I 级)	$A_2$ (II 级)	$A_3$ (III 级)	$A_4$ (IV 级)	$A_5$ ( $\Theta$ )			
1	0.000 0	0.000 7	0.998 9	0.000 0	0.000 4	III	III	IV
2	0.000 5	0.000 0	0.999 9	0.000	0.000 1	III	III	III
3	0.000 0	0.000 0	1.000 0	0.000 0	0.000 0	III	III	IV
4	0.000 0	0.000 0	1.000 0	0.000 0	0.000 0	III	III	III
5	0.000 0	0.000 0	1.000 0	0.000 0	0.000 0	III	III	III
6	0.000 1	0.000 0	0.992 9	0.006 8	0.000 1	III	III	III
7	0.000 0	0.000 1	0.999 3	0.000 6	0.000 0	III	III	II
8	0.002 0	0.000 1	0.003 6	0.985 3	0.011 1	IV	IV	IV
9	0.000 0	0.000 1	0.999 5	0.000 0	0.000 4	III	III	IV
10	0.000 1	0.000 0	1.000 0	0.000 0	0.000 0	III	III	I
11	0.000 0	0.000 0	0.599 3	0.198 0	0.202 7	III	IV	IV

### 2.2 关于改进证据融合方法的对比讨论

为体现改进证据融合方法优越性, 分别采用目前常见的 Dempster 融合规则、MURPHY 融合规则<sup>[23]</sup>、DENG 融合规则<sup>[16]</sup>和 WANG 融合规则<sup>[24]</sup>对实例中 11 个样本进行评价对比。由于不同的初始

BPA 矩阵在进行证据融合时必定会产生不同的融合结果, 因此, 为控制自变量的统一, 确保对比的严谨性, 这 4 种融合规则所融合的初始 BPA 矩阵均与文中方法相同, 4 种证据融合规则的最终融合结果见表 2, 不同样本的最终融合结果分布如图 4 所示。

表 2 不同证据融合规则的评价结果及对比

Table 2 Evaluation results and comparison of different evidence fusion rules

样本	( $A_i$ )	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Dempster	$A_1$ (I 级)	0.000 0	0.998 8	0.000 0	0.001 2	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.508 3	0.000 0	0.000 0	0.003 5
	$A_2$ (II 级)	0.003 4	0.001 2	0.000 0	0.002 7	1.000 0	0.001 0	0.000 0	0.209 6	0.000 3	1.000 0	0.002 3
	$A_3$ (III 级)	0.994 0	0.000 0	0.999 3	0.995 5	0.000 0	0.965 8	0.990 6	0.122 1	0.998 0	0.000 0	0.865 3
	$A_4$ (IV 级)	0.002 7	0.000 0	0.000 6	0.000 3	0.000 0	0.033 2	0.009 3	0.159 2	0.001 7	0.000 0	0.126 2
	$A_5$ ( $\Theta$ )	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 2	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 7	0.000 0	0.000 0	0.002 7
	评价结果		III	I	III	III	II	III	III	I	III	II
MURPHY <sup>[23]</sup>	$A_1$ (I 级)	0.000 0	0.000 9	0.000 0	0.000 5	0.000 4	0.004 9	0.001 0	0.002 8	0.000 0	0.000 3	0.000 0
	$A_2$ (II 级)	0.012 5	0.000 0	0.000 0	0.000 9	0.000 0	0.000 5	0.003 2	0.000 1	0.006 4	0.000 0	0.000 0
	$A_3$ (III 级)	0.972 6	0.998 2	0.986 9	0.995 1	0.999 5	0.955 6	0.986 6	0.047 8	0.960 3	0.999 7	0.466 0
	$A_4$ (IV 级)	0.000 1	0.000 0	0.000 2	0.000 0	0.000 0	0.029 1	0.009 1	0.824 7	0.000 4	0.000 0	0.129 6
	$A_5$ ( $\Theta$ )	0.014 9	0.000 9	0.012 9	0.003 6	0.000 1	0.009 9	0.000 1	0.124 6	0.032 9	0.000 0	0.404 3
	评价结果		III	III	III	III	III	III	III	IV	III	III
DENG <sup>[16]</sup>	$A_1$ (I 级)	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 2	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
	$A_2$ (II 级)	0.002 1	0.000 0	0.000 0	0.000 1	0.000 0	0.000 1	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 4	0.000 0
	$A_3$ (III 级)	0.981 6	0.999 0	0.994 3	0.998 2	0.999 9	0.989 2	0.999 3	0.001 5	0.944 1	1.000 0	0.344 7
	$A_4$ (IV 级)	0.000 0	0.000 0	0.000 1	0.000 0	0.000 0	0.006 4	0.000 7	0.883 8	0.000 8	0.000 0	0.101 6
	$A_5$ ( $\Theta$ )	0.016 2	0.001 0	0.005 5	0.001 7	0.000 1	0.004 1	0.000 0	0.114 6	0.054 7	0.000 0	0.553 7
	评价结果		III	III	III	III	III	III	III	IV	III	III
WANG <sup>[24]</sup>	$A_1$ (I 级)	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 3	0.000 0	0.000 1	0.000 0	0.000 0	0.000 0
	$A_2$ (II 级)	0.004 2	0.000 0	0.000 0	0.000 2	0.000 0	0.000 1	0.000 1	0.000 0	0.001 4	0.000 0	0.000 0
	$A_3$ (III 级)	0.981 9	0.999 1	0.992 0	0.997 8	0.999 9	0.985 5	0.997 9	0.008 0	0.957 2	1.000 0	0.414 6
	$A_4$ (IV 级)	0.000 0	0.000 0	0.000 2	0.000 0	0.000 0	0.010 3	0.002 0	0.869 8	0.000 5	0.000 0	0.118 4
	$A_5$ ( $\Theta$ )	0.013 9	0.000 9	0.007 9	0.001 9	0.000 1	0.003 8	0.000 0	0.122 1	0.040 9	0.000 0	0.467 0
	评价结果		III	III	III	III	III	III	III	IV	III	III

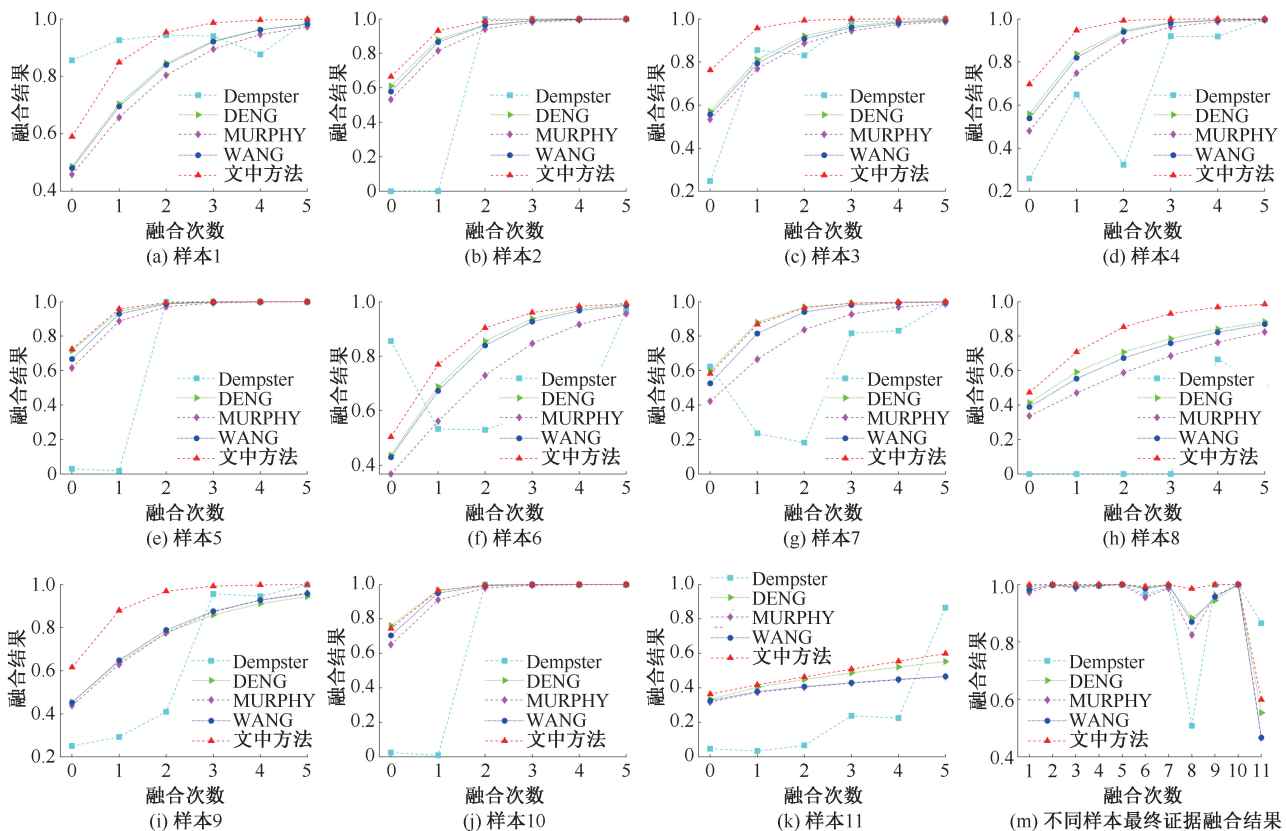


图 4 不同融合次数下各融合规则的 BPA 融合结果

Fig. 4 BPA fusion results of different evidence fusion rules under different fusion times

2.2.1 证据融合精度对比

综合表 2 和图 4m 可见:传统 Dempster 规则在除编号 8 和 11 以外的 9 个样本融合收敛精度表现上均超过 0.95,且融合精度和融合稳定性均要优于 Murphy 规则、DENG 规则和 WANG 规则。但在样本 2、5、8 和 10 的预测上,应用 Dempster 规则却出现了误判,且在样本 8 上出现了收敛精度低于 0.55 的较差表现。为探究出现该结果的原因,求得样本 8 中指标  $X_5$  和  $X_6$  的证据冲突系数  $K_{56}=0.0122$ ,接近于 0,说明指标  $X_5$  和  $X_6$  间存在高证据冲突;同理求得样本 2 中  $X_3$  和  $X_6$  之间冲突系数  $K_{36}=0.0545$ 、样本 5 中  $X_1$  和  $X_3$  之间冲突系数  $K_{13}=0.0000$  和样本 10 中  $X_5$  和  $X_6$  之间冲突系数  $K_{56}=0.0001$ ,均同样较小且接近于 0。因此,传统的 Dempster 规则在处理高证据冲突问题时易出现失效误判的结果;而 Murphy 规则、DENG 规则和 WANG 规则经过相关改进后可有效处理高冲突证据问题,取得了可靠准确的评价结果,但依然存在着个别样本融合精度不足和融合结果不稳定等缺陷,且 DENG 规则和 WANG 规则在样本 11 上出现了  $\Theta$  误判,无法获得评价结果;而基于证据可信度和不确定度的改进证据融合方法仅在

样本 11 的融合精度小于 0.9,在其余 10 个样本上均稳定大于 0.95,故文中融合方法在融合精度和融合稳定性上均优于其他 4 种融合规则。

在证据融合中,不确定情况 ( $\Theta$ ) 的融合结果过大不仅对评价无实际意义,还会对确定情况的正常评价造成干扰,因此,将不确定情况的 BPA 尽可能分配给其他确定情况(如 I—IV 级),进而收敛到 0 也是衡量融合规则性能的一个方面。图 5m 显示了 5 种证据融合规则对 11 个样本的不确定情况 ( $\Theta$ ) 的最终 BPA 融合结果。结果显示:5 种融合规则中仅有文中方法和 Dempster 法可使不确定情况的最终融合结果收敛到低于 0.25 的较低水平,其中, Dempster 方法表现最好,收敛精度及稳定性优于其余 4 种证据融合规则。

2.2.2 证据融合收敛速度对比

证据融合收敛速度是衡量融合规则性能的另一个指标,5 种规则在不同融合次数下的融合结果和不确定情况的融合结果如图 4a—图 4k 和图 5a—图 5k 所示。从图 4f—图 4g 可以看出, Dempster 规则在处理样本 6 和 7 时,融合收敛曲线在第一次融合后出现了异常的大幅度递减情况,而在其余个别

样本上收敛速度表现虽良好,但收敛趋势极不稳定,无法始终保持单调递增的状态; MURPHY 规则、DENG 规则和 WANG 规则在经过改进后,收敛稳定性明显要优于 Dempster 规则,但在收敛速度和收敛精度方面仍有提升潜力;而改进融合规则在 11 个样本上的收敛速度、收敛精度和收敛稳定性上表现均要明显优于上述 4 种融合规则,对大规模数据的证据融合具有明显优势。同理,图 5a—图 5k 为不确定情况 BPA 再分配的收敛曲线,其中,文中方法的

收敛速度和收敛精度也优于其他 4 种规则,可在 2 次融合次数内将不确定情况的 BPA 尽可能的分配给其他确定情况,进而使不确定情况 BPA 融合结果很快收敛到接近于 0 的较低水平,减小对决策的干扰。尤其在样本 11 上, MURPHY、DENG 和 WANG 这 3 种规则均出现了融合结果的异常递增现象,这也导致 DENG 和 WANG 这 2 种规则最终得了不确定情况的误判。

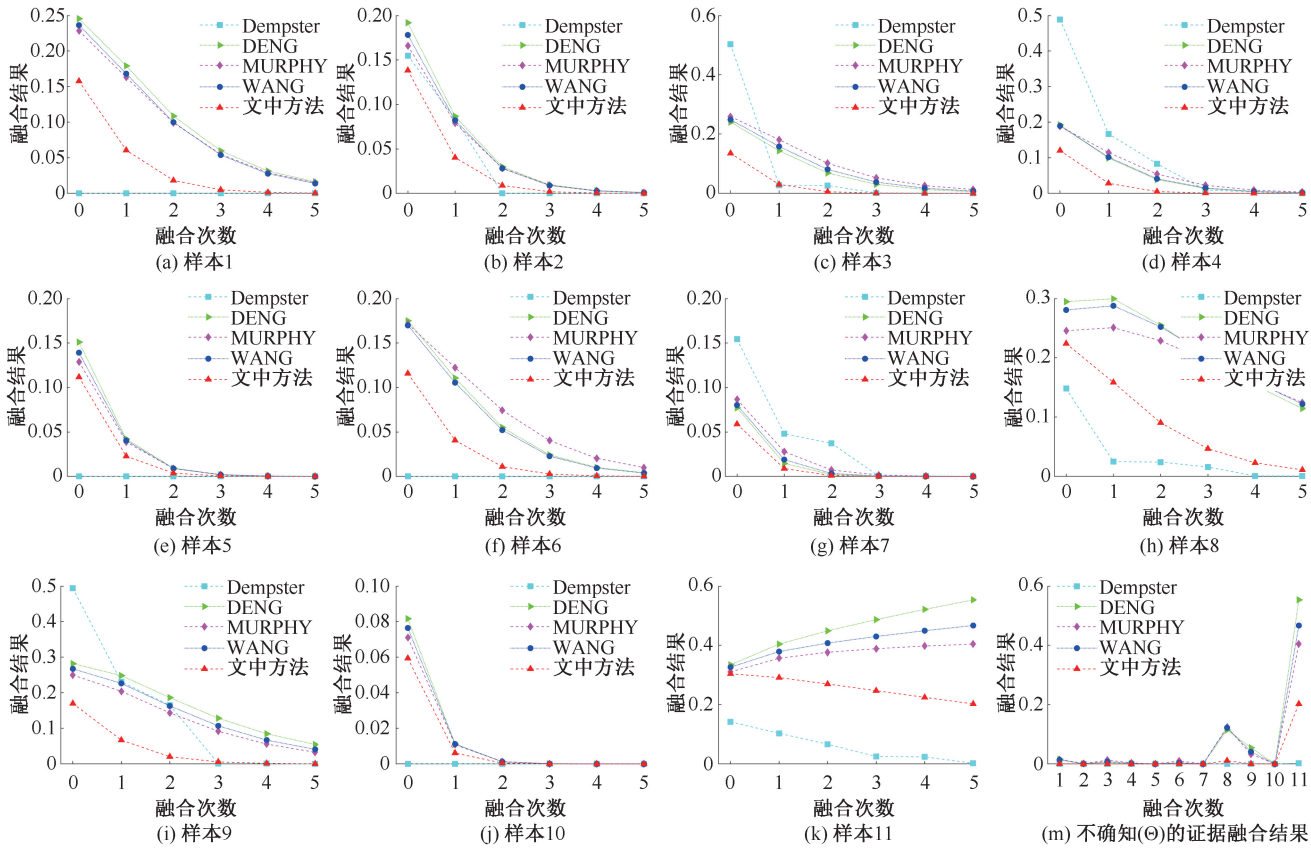


图 5 不同融合次数下各融合规则的不确定情况 (Θ) 的 BPA 融合结果

Fig. 5 Uncertainty BPA fusion results of different evidence fusion rules under different fusion times

综上所述,基于兰氏距离和邓氏熵的改进冲突证据融合方法充分考虑了证据的可信度和不确定度等因素,能较大程度降低冲突证据造成的不利影响,能更有效地处理证据冲突问题,并且融合阶段收敛速度更快、融合精度更高,得到预测结果也更加稳定可靠。

### 3 结论

1) 将不确定人工智能领域的云模型和证据理论耦合后应用于泥石流易发性的分级评价中,采用改进冲突证据融合方法进行证据融合,不仅能反映多种泥石流易发性影响因素的协同作用,还可以提高评价预测的准确性和客观性。

2) 针对泥石流评价指标具有随机模糊性的特点,采用基于联系数理论改进的 CCM 求解指标 BPA。该方法不仅能够模拟泥石流易发性评价指标随机模糊性的特点,还可以克服传统云模型要求评价指标须满足无限区间内为正态分布的缺陷,为证据理论中 BPA 确定提供新参考。

3) 针对传统冲突证据融合规则融合精度低,收敛速度慢的缺陷,引入兰氏距离和邓氏熵来分别度量证据体的可信度和不确定度,并综合二者更合理地确定证据融合权重。实例应用和与传统证据融合方法的对比结果表明:改进冲突证据融合方法较传统方法能更好地处理证据冲突,且收敛速度更快,融

合精度更高更稳定,更有利于决策。

4) 将云模型和证据理论耦合用于泥石流灾害的预测评价目前研究较少,相关诸多问题仍有待进一步深入研究讨论,如是否有更加合理的将联系度转化为 BPA 的转化方法、更加合理的泥石流易发性分级标准等。

### 参 考 文 献

- [1] 崔传峰, 王俊豪, 崔志超, 等. 基于灰色可拓模型的洮河下游泥石流易发性评价[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2019, 30(6): 40-48.  
CUI Chuanfeng, WANG Junhao, CUI Zhichao, et al. Evaluation of debris flow susceptibility in the lower reaches of Taohe River based on grey extension model[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2019, 30(6): 40-48.
- [2] 史明远, 丁桂伶, 陈剑平, 等. 基于博弈论和 K 均值的北京山区小流域综合敏感性评价[J]. 工程地质学报, 2015, 23(4): 790-794.  
SHI Mingyuan, DING Guiling, CHEN Jianping, et al. Game theory and K-means algorithm based comprehensive susceptibility analysis of catchments for debris flows in mountainous area of Beijing[J]. Journal of Engineering Geology, 2015, 23(4): 790-794.
- [3] 李晓婷, 刘文龙. 模糊综合评判法在甘肃陇南武都区石门乡泥石流危险性评价中的应用[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2020, 31(4): 71-76.  
LI Xiaoting, LIU Wenlong. Application of fuzzy comprehensive evaluation method to debris flow risk evaluation in Shimen township in Wudu district of Longnan city, Gansu province[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2020, 31(4): 71-76.
- [4] 曹洪洋, 王禹, 满兵. 基于改进灰色关联分析的泥石流危险性评价[J]. 南水北调与水利科技, 2015, 13(1): 91-94.  
CAO Hongyang, WANG Yu, MAN Bing. Risk evaluation of potential debris flow based on the improved grey correlation method[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2015, 13(1): 91-94.
- [5] 罗真富, 蒲达成, 谢洪斌, 等. 基于 GIS 和信息量法的泥石流流域滑坡危险性评价[J]. 中国安全科学学报, 2011, 21(11): 144-150.  
LUO Zhenfu, PU Dacheng, XIE Hongbin, et al. Landslide hazard evaluation in debris flow catchment area based on GIS and information method[J]. China Safety Science Journal, 2011, 21(11): 144-150.
- [6] 马彦彬, 李红蕊, 王林, 等. 机器学习方法在滑坡易发性评价中的应用: 英文[J]. 土木与环境工程学报: 中英文, 2022, 44(1): 53-67.  
MA Yanbin, LI Hongrui, WANG Lin, et al. Machine learning algorithms and techniques for landslide susceptibility investigation: a literature review[J]. Journal of Civil and Environmental Engineering, 2022, 44(1): 53-67.
- [7] 刘汉龙, 马彦彬, 仇文岗. 大数据技术在地质灾害防治中的应用综述[J]. 防灾减灾工程学报, 2021, 41(4): 710-722.  
LIU Hanlong, MA Yanbin, ZHANG Wengang. Application of big data techniques in geological disaster analysis and prevention: a systematic review [J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2021, 41(4): 710-722.
- [8] 仇文岗, 何昱苇, 王鲁琦, 等. 基于水系分区的滑坡易发性机器学习分析方法: 以重庆市奉节县为例[J]. 地球科学, 2023, 48(5): 2 024-2 038.  
ZHANG Wengang, HE Yuwei, WANG Luqi, et al. Machine learning solution for landslide susceptibility based on hydrographic division: case study of Fengjie county in Chongqing[J]. Earth Science, 2023, 48(5): 2 024-2 038.
- [9] LIU Songlin, WANG Luqi, ZHANG Wengang, et al. A physics-informed data-driven model for landslide susceptibility assessment in the three gorges reservoir area [J]. Geoscience Frontiers, 2023, 14(5): DOI: 10.1016/J. GSF. 2023. 101621.
- [10] 宋英华, 吴昊, 刘丹, 等. 基于 D-S 证据理论的地震应急救援群决策[J]. 中国安全科学学报, 2020, 30(5): 163-168.  
SONG Yinghua, WU Hao, LIU Dan, et al. Group decision-making for earthquake emergency rescue plan based on D-S

- evidence theory[J]. *China Safety Science Journal*, 2020, 30(5): 163–168.
- [11] 曹文贵, 杨伟康, 翟友成. 基于 D-S 证据理论的岩体质量分级组合评价方法[J]. *湖南大学学报: 自然科学版*, 2015, 42(5): 86–91.  
CAO Wengui, YANG Weikang, ZHAI Youcheng. Combination evaluation method for the classification of rock mass quality based on D-S theory of evidence[J]. *Journal of Hunan University: Natural Science*, 2015, 42(5): 86–91.
- [12] 张彪, 戴兴国. 基于指标距离与不确定度量的岩爆云模型预测研究[J]. *岩土力学*, 2017, 38(增2): 257–265.  
ZHANG Biao, DAI Xingguo. A cloud model for predicting rockburst intensity grade based on index distance and uncertainty measure[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2017, 38(S2): 257–265.
- [13] 苏永华. 岩土参数模糊隶属函数的构造方法及应用[J]. *岩土工程学报*, 2007, 29(12): 1 772–1 779.  
SU Yonghua. Constructing method of fuzzy membership function of geotechnical parameters and its application[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2007, 29(12): 1 772–1 779.
- [14] 张友鹏, 李远远. 基于云模型和证据理论的铁路信号系统风险评估[J]. *铁道学报*, 2016, 38(1): 75–80.  
ZHANG Youpeng, LI Yuanyuan. Risk assessment of railway signal system based on cloud model and evidence theory[J]. *Journal of the China Railway Society*, 2016, 38(1): 75–80.
- [15] FANG Ye, CHEN Jie, LI Yibing. Improvement of D-S evidence theory for multi-sensor conflicting information[J]. *Symmetry*, 2017, 9(5): 1–15.
- [16] 邓勇, 施文康, 朱振福. 一种有效处理冲突证据的组合方法[J]. *红外与毫米波学报*, 2004, 23(1): 27–32.  
DENG Yong, SHI Wenkang, ZHU Zhenfu. Efficient combination approach of conflict evidence[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2004, 23(1): 27–32.
- [17] 李德毅, 孟海军, 史雪梅. 隶属云和隶属云发生器[J]. *计算机研究与发展*, 1995, 32(6): 15–20.  
LI Deyi, MENG Haijun, SHI Xuemei. Membership cloud and membership generators[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 1995, 32(6): 15–20.
- [18] 汪明武, 金菊良. 联系数理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2017. 55–75.  
WANG Mingwu, JIN Juliang. The theory and applications of connection numbers[M]. Beijing: Science Press, 2017: 55–75.
- [19] 毛艺帆, 张多林, 王路. 基于重合度的证据冲突度量方法[J]. *控制与决策*, 2017, 32(2): 293–298.  
MAO Yifan, ZHANG Duolin, WANG Lu. Measurement of evidence conflict based on overlapping degree[J]. *Control and Decision*, 2017, 32(2): 293–298.
- [20] DENG Yong. Deng entropy[J]. *Chaos, Solitons and Fractals: the Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science, and Nonequilibrium and Complex Phenomena*, 2016, 91: 549–553.
- [21] 薛喜成. 西秦岭矿山泥石流发育规律与环境效应[M]. 西安: 陕西科学技术出版社, 2008: 77–155.
- [22] 孙祥, 汪明武, 李杰, 等. 基于博弈论的泥石流灾害易发性联系云评价模型[J]. *合肥工业大学学报: 自然科学版*, 2020, 43(10): 1 357–1 361.  
SUN Xiang, WANG Mingwu, LI Jie, et al. Vulnerability evaluation of debris flow disaster based on game theory and connection cloud model[J]. *Journal of Hefei University of Technology: Natural Science*, 2020, 43(10): 1 357–1 361.
- [23] MURPHY C K. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. *Decision Support Systems*, 2000, 29(1): 1–9.
- [24] 汪明武, 董昊, 叶晖, 等. 基于联系云-证据理论的岩爆烈度预测模型[J]. *应用数学和力学*, 2018, 39(9): 1 021–1 029.  
WANG Mingwu, DONG Hao, YE Hui, et al. A connection cloud-evidence theory coupling model for prediction of rockburst intensity[J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2018, 39(9): 1 021–1 029.

作者简介: 陈光耀 (1996—), 男, 安徽定远人, 博士研究生, 主要研究方向为不确定性分析、城市韧性、最优化和分数阶微积分建模。E-mail: chengy@seu.edu.cn。