

doi: 10.7690/bgzdh.2024.12.012

基于证据距离和特征向量的仿真数据可信度评估方法

李文博, 黄炎焱, 张寒, 白逸凡
(南京理工大学自动化学院, 南京 210094)

摘要: 针对作战仿真模型数据的特点, 从仿真模型输出的源数据入手, 提出一种基于 Jusselme 证据距离的源数据可信度评估方法。根据仿真模型构建作战评估指标体系, 确定输出的仿真数据类型, 使用专家评估法将仿真数据进行量化处理作为证据源数据, 根据 Jusselme 证据距离和特征向量法计算证据源数据的客观权重, 利用特征向量法评估专家权重作为主观权重, 根据 2 种权重得到综合权重, 使用综合权重修正原证据源数据, 经多次证据融合得到该仿真数据的可信度向量。通过仿真数据可信度评估实例, 结果表明, 该方法的可行性和准确度较高。

关键词: Jusselme 证据距离; 特征向量法; 仿真数据可信度评估; 专家评估

中图分类号: TP391.9 **文献标志码:** A

Credibility Evaluation Method of Simulation Data Based on Evidence Distance and Eigenvector

Li Wenbo, Huang Yanyan, Zhang Han, Bai Yifan

(School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: According to the characteristics of combat simulation model data, this paper proposes a credibility evaluation method of source data based on Jusselme evidence distance. According to the simulation model, a combat evaluation index system is constructed, the type of output simulation data is determined, the simulation data is quantified as evidence source data by using an expert evaluation method, the objective weight of the evidence source data is calculated according to the Jusselme evidence distance and the eigenvector method, and the expert weight is evaluated by using the eigenvector method as a subjective weight. According to the two kinds of weights, the comprehensive weight is obtained, and the original evidence source data is modified by using the comprehensive weight, and the credibility vector of the simulation data is obtained through multiple evidence fusion. Through the example of simulation data credibility evaluation, the results show that the method is feasible and accurate.

Keywords: Jusselme evidence distance; eigenvector method; simulation data credibility evaluation; expert evaluation

0 引言

随着计算机行业的快速发展, 计算机仿真技术也开始广泛应用于军事、航天、建筑等方面。仿真系统的研究规模越来越大, 涉及的技术面越来越广, 如何评估所建模型的可信度尤为重要。可信度的证明主要从 2 个方面出发: 1) 从模型本身的构建的角度证明其可信度; 2) 从模型产生的仿真数据入手, 评估其数据的可信度。目前, 可信度评估方法有很多种, 广泛应用的仿真可信度评估方法主要有信息学方法、系统动力学方法、时域分析法、统计学分析方法、专家评定法、证据理论方法、原系统与仿真系统直接对比法等。

国际仿真界对仿真可信度评估技术的研究已经进行了很长时间, 李伟等^[1]提出根据仿真数据的偏差量计算组合模型的可信度; 邓科等^[2]则从指标搭

建的角度研究了复杂体系仿真系统的可信度评估方法; 冯晓宁等^[3]针对仿真模型的组合问题, 对其进行了可信度评估研究; 许家俊等^[4]提出了基于 Petri 网的模型可靠性研究方法; 高文天等^[5]则使用改进型灰色聚类法对航电火控系统仿真可信度评估。张寒等^[6]从推演评估的角度出发, 评估模型方案的可信度。冉培志等^[7]通过构建树形评估指标体系并采用改进模糊综合评判法对仿真模型进行可信度评估, 虽然改进后的模糊综合评判法能够提高评估结果的准确性, 但评估过程的主观因素的影响较强。黄炎焱等^[8]提出了基于 D-S 证据理论与专家评定以及模糊综合评判法相结合的方法对仿真数据源的可信度进行了评估校验, 降低了评估过程中主观因素的影响, 但由于专家评定法得出的结果有可能冲突, 而传统的 D-S 证据理论处理相冲突证据时得出的结果往往与常理相悖, 在证据冲突时得出的结

收稿日期: 2024-06-27; 修回日期: 2024-07-28

基金项目: 装备预先研究共用技术项目(50901010101)

第一作者: 李文博(1997—), 男, 山东人, 硕士。

论误差较大。

由于作战仿真的数据量大、专业性强等特点，经典的数据可信度评估算法对作战仿真的评估过程繁琐、评估结果的可信度不强。根据作战仿真模型的上述特点，笔者主要从仿真结果出发，选择性地构建该模型的评估指标体系，根据指标体系对仿真数据的可信度进行评估。D-S 证据理论在多源信息融合领域有较大优势，在信息融合、模型识别中被广泛应用。由于经典 D-S 证据理论在证据存在高冲突时误差较大，以及专家评估时主观因素的影响；因此，笔者提出使用特征向量法和证据距离修正证据源数据，能将冲突较大的数据赋予合适的权重，使仿真模型的可信度评估具有更高的普适性和准确性。

1 D-S 证据理论

1.1 经典 D-S 证据理论

D-S 证据理论是经典概率理论的拓展，由 Dempster 提出，Shafer 进一步研究发展起来的一种不精确推理理论^[9]。通过定义辨识框架、信任函数等概念，将多组证据通过数学方法组合分析处理不确定性问题，在多源数据融合领域、人工智能领域应用广泛。

定义 1^[10]：设 Θ 为识别框架， Θ 由完备且互斥的一系列事件组成， 2^Θ 则由 Θ 所包含的子集构成的集合，则称 $m:2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 为 Θ 的基本概率赋值函数，从识别框架 Θ 的完备性角度出发，Mass 函数既满足 $\sum m(A)=1$ 又满足 $m(\emptyset)=0$ ，同时 Mass 函数也表示对事件 A 的支持程度。

定义 2^[10]：在 Mass 函数 $m:2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 这个前提下，定义 $Bel(A)=\sum m(B)$ 为识别框架 Θ 上的似然函数 ($Pl:2^\Theta \rightarrow [0, 1]$)。

定义 3^[10]：在同一识别框架 Θ 下，设 m_1, m_2, \dots, m_n 为不同证据给出的 Mass 函数，则由 D-S 证据理论可得不同证据融合后的 Mass 函数，公式如下所示：

$$[m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n](A) = \begin{cases} 0, & A = \emptyset \\ M/(1-K), & A \neq \emptyset \end{cases}; \quad (1)$$

$$M = \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = A} m_1(A_1)m_2(A_2)\dots m_n(A_n); \quad (2)$$

$$K = \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = \emptyset} m_1(A_1)m_2(A_2)\dots m_n(A_n)。 \quad (3)$$

式中 K 为冲突系数，表示证据间的冲突程度。

1.2 经典证据理论在数据可信度评估中存在问题

根据证据理论知识可知，使用传统 D-S 证据理论的前提是证据之间的冲突较小；当证据间的冲突较大时，识别的结果准确率下降甚至出现与实际相悖的情况^[11]。在模型仿真可信度评估时，笔者采用数据预处理的方法对仿真结果进行定性划分、定量表示。使用传统 D-S 证据理论易出现上述悖论。笔者选取部分数据进行说明。

2 位专家根据某一指标，对仿真数据进行可信度评估，识别框架为 {可信，一般，不可信}。识别结果如表 1 所示。

表 1 专家对某一仿真数据的可信度评估

信度数据	可信度高	可信度一般	可信度较差
专家 1	0.99	0.01	0
专家 2	0	0.02	0.98

笔者采用专家通过对数据集划分范围，将仿真数据的客观数据归分为不同的范围，根据其分布概率作为识别结果，所以上述识别结果是可能的。

由识别结果可知，专家 1 认为该数据可信度为可信的识别信度为 0.99，可信度为一般的识别信度为 0.01，为不可信的识别信度为 0；专家 2 则认为该数据的可信度为可信的识别信度为 0，可信度一般的识别信度为 0.02，不可信的识别信度为 0.98。

此时若用 D-S 证据理论进行融合，可得 $m(\text{可信})=0, m(\text{不可信})=0, m(\text{一般})=1$ ，即融合后所得识别结果为差，与两证据均不一致，此时的 D-S 证据理论无法给出合理的融合结果，进而无法得出该指标合理的可信度评估，并且根据式 3 计算得到冲突因子 $K=0.9996$ ，证据间的冲突程度很高。因此，有必要解决在高冲突情况下的证据融合问题。

1.3 证据理论的 Josselme 证据距离

从 1.2 节可知，在证据存在高冲突时融合结果容易出现不合情理的情况，如何判断证据是否存在高冲突以及相互间的冲突程度尤为重要，当冲突程度较大时，经典的 D-S 证据理论方法就不能够使用；因此，很多专家采用证据距离来表征证据之间冲突程度。按照构造方法的不同证据距离分为：1) 根据证据对应的其他测度进行间接定义，例如基于概率测度的定义、基于模糊隶属度的定义；2) 直接有证据本身定义证据之间的距离。Cuzzolin 提出了证据理论的集合解释，把证据看成高维空间中的一个向量。Josselme 等利用证据理论的解释提出了 Josselme 距离。Bouchard 等证明了 Josselme

距离满足距离的公理化条件，是一种严格的距离定义^[12]。

设识别框架 Θ 中包含 N 个元素，以 $P(\Theta)$ 中的元素为基准可得到一个新的维度空间。每个证据都可以表示为该空间中的一个点或者向量。假设 m_1 、 m_2 为识别框架中 2 个证据且二者相互独立，则可以把这 2 个证据标识为 2 个向量，分别记作 \vec{m}_1 、 \vec{m}_2 ，那么 m_1 、 m_2 之间的 Jousselme 距离定义为：

$$d_{BPA}(m_1, m_2) = \sqrt{\frac{1}{2}(m_1 - m_2)^T D(m_1 - m_2)} \quad (4)$$

式中： D 为 $2^N \times 2^N$ 的矩阵； N 为识别框架的幂集 $P(\Theta)$ 中的元素个数。

Jousselme 证据距离从几何角度出发，用各证据间的距离来描述各证据间的相对冲突程度。所以如何利用 Jousselme 证据距离修正评估的过程，使评估结果在证据存在高冲突的情况下仍能具有较高的可信度具有一定的可行性。

2 基于 Jousselme 证据距离的可信度评估方法

2.1 总体思路框架

对于某些复杂的大系统，其仿真数据种类多、

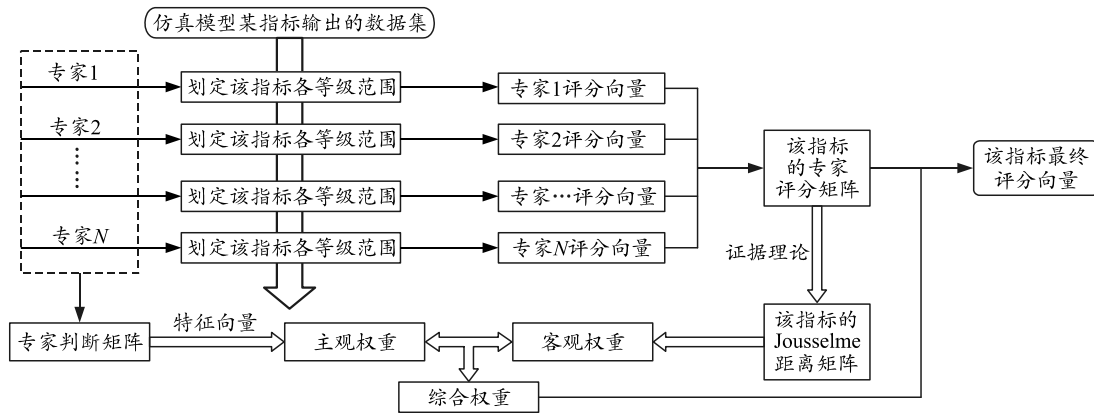


图 2 仿真数据可信度评估流程

笔者主要采用专家打分的方法对仿真数据的可信度进行评估，考虑到仿真数据的数据量较大，所以不能让专家对每个数据都进行评估。因此，先让各专家对仿真数据进行优、良、中、差 4 种等级的范围划分，根据划分的范围以及仿真的数据确定对应等级的得分情况并进行归一化处理，其结果作为一条证据，因为不同专家的划分范围不同，归一化处理后的证据有可能存在冲突过大的情况，需要计算其 Jousselme 距离矩阵得到其距离向量修正证据源数据。同时，由于不同专家之间的经验、水平以及衡量标准不同，所以划分的标准也不尽相同，所

模型耦合性强，从仿真数据构建的角度进行数据的可信度评估较为复杂。笔者首先根据仿真系统的功能、运行的环境及运行产生的数据结果，自上而下构建系统的多级指标，如图 1 所示，通过该指标体系过滤掉无用数据，根据搭建的指标体系多次采集仿真系统产生的数据，以便专家对各数据结果进行可信度评估。

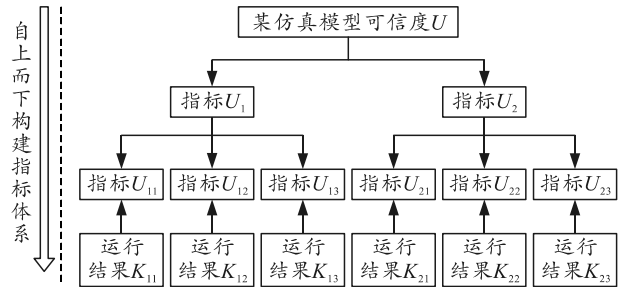


图 1 系统的可信度评估指标体系

笔者主要采用 D-S 证据理论的融合方法对模型各级指标的 credibility 进行融合，融合的结果作为模型可信度评估的结果。主要采用专家打分的方法将数据转换成对应的评估数据，同时基于 Jousselme 距离和特征向量的方法对评估数据进行修正。

具体方法如图 2 所示。

以采用特征向量法对专家的主观分数进行客观评估，最后将主观得分和客观得分进行数据融合作为该指标最后的得分。

2.2 数据源数据的预处理

因为在装备的实际试验中，输出数据不具有唯一性，在某个范围内的数据有可能都合理。所以需要数据的范围划分多个区间，同时要考虑同一装备的不同属性对于该装备模型的可信度评估的影响不同。比如，对于突击坦克而言，主要考虑其机动能力、火力能力、防护能力，它的模型颜色、色调等就可以忽略，所以要对输出的仿真数据进行提取、

预处理。

首先根据模型特点构建可信度评估指标体系，然后专家根据输出数据的类型，自己定义优、良、中、差的数据范围，然后根据输出数据在各范围的比重来划分各自的概率，使用客观的数据来表征数据的可信度。因为范围的定义由人为定义，所以数据范围存在主观性，笔者采用特征向量法对其数据进行预处理，如图 3 所示。

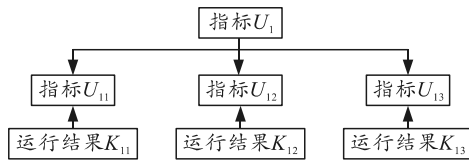


图 3 构建某指标的的子指标

以指标 U_1 为例，设定因素集为 $U=\{u_{11}, u_{12}, u_{13}\}$ 。其中 u_{11}, u_{12}, u_{13} 对应指标 U_1 的下层指标，同时是能从仿真系统获取到的底层指标。评判集为 $V=\{v_1, v_2, v_3, v_4\}$ ，式中： v_1 为数据可信度高； v_2 为数据可信度一般； v_3 为数据可信度较差； v_4 为数据不可信。

多次采集系统运行的数据。比如执行 M 次，则每个底层指标都会产生 M 组数据。

设定专家集： $P=\{p_1, p_2, p_3, \dots, p_k\}$ 。 p_k 表示 1 位专家。第 k 位专家根据指标划定评判集 $V_k^{u_{11}} = \{v_1^{u_{11}}, v_2^{u_{11}}, v_3^{u_{11}}, v_4^{u_{11}}\}$ 对应的数据集的集合 $S_i^k = \{I_1^k, I_2^k, I_3^k, I_4^k\}$ ， S_i^k 表示第 k 位专家根据指标设定的数据集集合，即 I_1^k 表示可信度较高的数据集集合， I_2^k 表示可信度一般的数据集集合， I_3^k 表示可信度较差的数据集集合， I_4^k 表示不可信的数据集集合。

设 $Q_k = \{q_k^{(1)}, q_k^{(2)}, q_k^{(3)}, \dots, q_k^{(n)}, \dots, q_k^{(M)}\}$ ，其中 k 表示某个指标， n 表示该指标第 n 次采集的数据。

以 u_{11} 为例， $v_1^{u_{11}} = \sum_{i=1}^M x_i / M$ ，其中

$$x = \begin{cases} x=0 & x \notin I_1^k \\ x=1 & x \in I_1^k \end{cases}。v_2^{u_{11}}, v_3^{u_{11}}, v_4^{u_{11}} \text{ 同理，即可将 } U_{11}$$

指标产生的数据集量化，得到专家 k 的评判集。

2.3 特征向量法计算专家间的权重

笔者采用特征向量法将输出的数据以及数据对该模型可信度的重要程度进行评估，这两者数据结合作为数据的预处理结果。

特征向量法是根据目标间的相对重要性对比确定权值的方法。首先专家对决策者对于某个指标的

权威程度进行评估，将决策者对于该指标的权威程度两两对比，所得到的权威性 a_{ij} 即表示专家 i 相对于专家 j 的权威程度，每个专家两两对比评估，即可得到判断矩阵 A 。

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_1/w_1 & w_1/w_2 & \dots & w_1/w_n \\ w_2/w_1 & w_2/w_2 & \dots & w_2/w_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_n/w_1 & w_n/w_2 & \dots & w_n/w_n \end{bmatrix}; \quad (5)$$

$$AW = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_n \end{bmatrix} = n \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_n \end{bmatrix}。 \quad (6)$$

可得 $(A - nI)w = 0$ 。

式中 I 为单位矩阵。若对于评估者的评估准确，那么上式为恒等式，但这种情况数据小概率事件， A 中数值的微小变化就有可能对特征值产生影响。所以通常采用矩阵的最大特征值为基准：

$$Aw = \lambda_{\max} w。 \quad (7)$$

其中， λ_{\max} 为判断矩阵 A 的最大特征值，根据该特征值计算出的特征向量即为决策者的权向量 $W=[w_1, w_2, \dots, w_n]^T$ 。

特征向量法主要是 A 矩阵的创建， A 矩阵表征不同决策者之间的相对权威程度，具体则可以根据 1~10 的整数来表示两决策者之间的相对权威程度，如表 2 所示。

表 2 数值定义

相对重要程度	定义
1	相同权威
3	较为权威
5	相当权威
7	明显权威
9	绝对权威
2, 4, 6, 8	两相邻判断的中间值

根据上表可得到判断矩阵 A ，并根据式(7)得到主观权向量 λ_{\max} 。然后再进行一致性检验，根据一致性指标，设一致性指标为 CI ：

$$CI=(\lambda_{\max}-n)/(n-1)。 \quad (8)$$

根据 CI 可得到一致性比率，设一致性比率为 CR ， $CR=CI/RI$ ，其中 RI 为 n 阶矩阵的随机指标， RI 的取值如表 3 所示。

表 3 RI 取值

n	2	3	4	5	6	7
RI	0.00	0.51	0.88	1.04	1.31	1.49

若 $CR > 0.1$ 时, 则需重新给出相对权威性估计, $CR < 0.1$ 时则可认为式(7)的结果可用。

2.4 基于 Jousselme 距离的可信度评估方法

上节将归一化的仿真数据的量化矩阵作为证据矩阵, 通过计算 2 条证据间的 Jousselme 距离来表征证据的客观权重。Jousselme 距离的具体计算方法为:

$$d_{BPA}(m_1, m_2) = \sqrt{\frac{1}{2}(\|m_1\|^2 + \|m_2\|^2 - 2\langle m_1, m_2 \rangle)} \quad (9)$$

式中:

$$\langle m_1^T, m_2 \rangle = m_1^T \cdot m_2 = \sum_{i=1}^{2^N} \sum_{j=1}^{2^N} m_1(A_i) m_2(A_j) \frac{|A_i \cap A_j|}{|A_i \cup A_j|} \|m\|^2,$$

$A_i \in 2^\Theta$ 、 $A_j \in 2^\Theta$ 分别为 2 个向量的内积; i, j 为第 i 条证据和第 j 条证据。

计算第 i 条证据认同程度:

$$D_i = \sum_{j=1, i \neq j}^N (1 - d_{ij}) / N \quad (10)$$

式中 D_i 为此证据相对于其他证据的认同程度, D_i 越大, 说明其他证据与此证据的相似程度高, 认同度高。最后将各证据的认同程度 D_i 归一化, 作为各证据的客观权重:

$$O_i = D_i / \sum_{i=1}^N D_i \quad (11)$$

因为改进的方法即考虑了客观权重又增加了主观权重, 所以需要将 2 种权重综合起来, 定义综合权重 ω_i :

$$\omega_i = S^\alpha O^\beta \quad (12)$$

观测 ω_i , 若是权重分配均匀, 则认为各证据源冲突程度小, 可以认为该融合结果可用。若是权重分配差别较大, 则筛选出权重最小的证据 $m'_s(A_n)$, s 为第 n 条证据。

最后修正权重最小的证据:

$$m'_s(A_n) = \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^I \omega_i \times m_n(A_i) \quad (13)$$

以上, 重复多次直到求出的综合权重分配均匀即可。仿真数据可信度评估流程如图 4 所示。

3 案例分析

3.1 仿真作战背景设计

某装备作战仿真系统经过某场景的多次仿真, 获取到某型号坦克的作战仿真数据。根据输出的作战仿真数据对该坦克火控数据进行仿真数据可信度

评估。

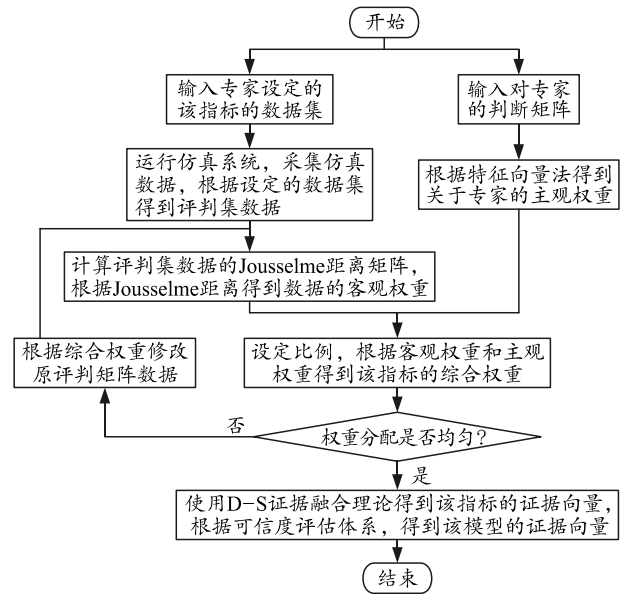


图 4 仿真数据可信度评估流程

3.2 构建模型的可信度指标

如图 5 所示, 以坦克装备为例, 首先构建能体现坦克装备的模型指标, 对于坦克装备来说, 主要由机动能力、火力能力、防护能力综合体现。以火力能力指标为例, 火力能力指标主要由火力性能、火控性能、命中精度体现, 所以用射击次数反应火力性能、射击距离反应火控性能、命中次数反应命中精度。

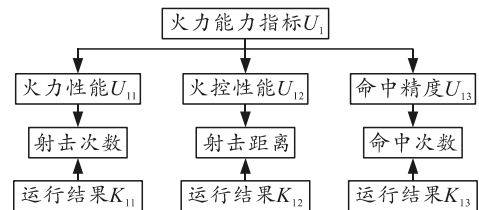


图 5 坦克的火力能力指标体系及仿真数据

3.3 计算仿真数据的可信度

选取 5 个专家以火控性能指标进行范围量化, 则专家集: $P = \{p_1, p_2, p_3, p_4, p_5\}$ 。运行仿真系统, 将坦克模型火控性能对应的射击距离作为采集数据, 如表 4 所示。

表 4 仿真数据采集

采集次数	射击距离/km
第 1 次仿真数据	1 800
第 2 次仿真数据	1 770
第 3 次仿真数据	1 850
第 4 次仿真数据	1 990
⋮	⋮
第 N 次仿真数据	2 600

设专家 k 的数据集为 $S^k = \{I_1^k, I_2^k, I_3^k, I_4^k\}$ 。则：

专家 1: $S^1 = \{I_1^1, I_2^1, I_3^1, I_4^1\}$;

专家 2: $S^2 = \{I_1^2, I_2^2, I_3^2, I_4^2\}$;

专家 3: $S^3 = \{I_1^3, I_2^3, I_3^3, I_4^3\}$;

专家 4: $S^4 = \{I_1^4, I_2^4, I_3^4, I_4^4\}$;

专家 5: $S^5 = \{I_1^5, I_2^5, I_3^5, I_4^5\}$ 。

各专家根据各经验划分不同评判集的范围区间，并根据仿真数据的分布求出量化结果如表 5—6 所示。

表 5 专家区间划分矩阵

数据信度	高	一般	较差	不可信
专家 1	[1 900, 2 000]	[1 800, 1 900), (2 000, 2 100]	[1 600, 1 800), (2 100, 2 200]	$(-\infty, 1 600)(2 200, +\infty)$
专家 2	[1 300, 1 500]	[1 000, 1 300), (1 500, 1 700]	[800, 1 000), (1 700, 1 800]	$(-\infty, 800)(1 800, +\infty)$
专家 3	[1 800, 1 900]	[1 700, 1 800), (1 900, 2 100]	[1 600, 1 700), (2 100, 2 300]	$(-\infty, 1 600)(2 300, +\infty)$
专家 4	[1 800, 2 000]	[1 700, 1 800), (2 000, 2 200]	[1 600, 1 700), (2 200, 2 300]	$(-\infty, 1 600)(2 300, +\infty)$
专家 5	[2 000, 2 100]	[1 800, 2 000), (2 100, 2 200]	[1 700, 1 800), (2 200, 2 300]	$(-\infty, 1 700)(2 300, +\infty)$

表 6 火控性能指标范围量化结果

数据信度	优	良	中	差
专家 1	0.20	0.60	0.20	0
专家 2	0	0.10	0.80	0.10
专家 3	0.25	0.50	0.20	0.05
专家 4	0.15	0.50	0.30	0.05
专家 5	0.10	0.45	0.35	0.10

使用传统 D-S 证据理论得到的结果为：

$$U^1 = [0 \quad 0.667 \quad 0.332 \quad 3 \quad 0]$$

根据 5 个专家量化结果，根据常识可认为该模型指标的仿真数据可信度为良的概率较大，但是专家 2 认为该模型结果为中的可能性较大，与其他证据冲突。依照本文中方法，结果也要参考决策者的经验等因素得出判断经验矩阵，如表 7 所示。

表 7 判断矩阵

分类	专家 1	专家 2	专家 3	专家 4	专家 5
专家 1	1	3	1	1	1
专家 2	1/3	1	1/3	1/3	1/4
专家 3	1	3	1	1	1
专家 4	1	3	1	1	1
专家 5	1	4	1	1	1

根据特征向量法可以得到各专家的相对主观权重 $S = [0.272 \quad 7 \quad 0.090 \quad 9 \quad 0.272 \quad 7 \quad 0.272 \quad 7 \quad 0.090 \quad 9]$ 。

同时，可以得到一致性比率 $CR = 0.002 \quad 8 < 0.1$ ，此时可以认为各专家对该指标的重要性估计基本一致，即可根据权向量得出各指标的主观权重。然后根据式(9)，计算两两证据之间的 Jusselme 距离，结果如表 8 所示。

表 8 Jusselme 距离矩阵

分类	专家 1	专家 2	专家 3	专家 4	专家 5
专家 1	0	0.241 3	0.078 3	0.096 1	0.139 6
专家 2	0.241 3	0	0.249 1	0.251 3	0.252 1
专家 3	0.078 3	0.249 1	0	0.090 5	0.129 1
专家 4	0.096 1	0.251 3	0.090 5	0	0.064 0
专家 5	0.139 6	0.252 1	0.129 1	0.064 0	0

根据式(10)和(11)，得到客观权重 $O = [0.212 \quad 8$

0.102 6 0.219 4 0.252 3 0.212 9]。

同时假设主观权重=0.5，客观权重=0.5。根据式(12)，求得综合权重 $W = [0.221 \quad 5 \quad 0.059 \quad 9 \quad 0.228 \quad 1 \quad 0.262 \quad 3 \quad 0.228 \quad 2]$ 。

根据综合权重 W 可知， $w_2 = 0.059 \quad 9$ 的权重值最小，根据式(13)，将第 2 条证据进行修正。修改结果如表 9 所示。

表 9 修正后的数据信度

数据信度	可信度高	可信度一般	可信度差	不可信
专家 1	0.200 0	0.600 0	0.200 0	0
专家 2	0.180 6	0.388 8	0.214 8	0.215 9
专家 3	0.250 0	0.500 0	0.200 0	0.050 0
专家 4	0.150 0	0.500 0	0.300 0	0.050 0
专家 5	0.100 0	0.450 0	0.350 0	0.100 0

对修正后的结果使用 D-S 规则融合得到该模型最终的可信度为 $U^2 = [0.002 \quad 9 \quad 0.962 \quad 2 \quad 0.034 \quad 9 \quad 0]$ 。

该坦克的火控模型的数据可信度高的等级为 0.002 9，数据可信度一般的等级 0.962 2，数据可信度较差的等级为 0.034 9，数据可信度为不可信的等级为 0。两者对比如表 10 所示。

表 10 本文中方法与传统证据理论对比

融合结果	可信度高	可信度一般	可信度较差	不可信
传统 D-S 证据理论	0	0.667 7	0.332 3	0
本文中方法	0.002 9	0.962 2	0.034 9	0

由上表可知，该坦克的火控指标的数据源可信度为一般的数值最高，且数据区分比原数据更为明显。使用该方法的仿真数据可信度结果更有说服力。

4 结论

笔者提出一种基于 Jusselme 证据距离的仿真数据源数据可信度评估方法。根据仿真模型构建对应的仿真数据可信度评估体系，通过专家评估法将

不同类型的数据进行定性分析、定量计算。根据结果的 Jusselme 证据距离矩阵和专家间的判断矩阵得到对应客观、主观权重，将其按权重比例对原证据进行修改，在使用客观数据评估的同时也考虑了主观因素。使融合结果更为合理，同时一定程度上避免了证据冲突导致的证据融合结果出现悖论的情况。通过案例分析的结果可知该方法可用，相较于传统 D-S 证据理论，其在高冲突情况下的证据融合稳定性更好，准确性更高，值得进一步研究。

参考文献：

[1] 李伟, 林圣琳, 杨明, 等. 复杂仿真系统可信度评估研究进展[J]. 中国科学: 信息科学, 2018, 48(7): 767-782.
 [2] 邓科, 王小文, 毛少杰. 面向复杂体系仿真系统的可信度评估指标构建方法[J]. 兵工自动化, 2018, 37(8): 51-55, 77.
 [3] 冯晓宁, 王卓, 王金娜. 仿真模型组合的验证方法研究[J]. 西安交通大学学报, 2013, 47(12): 7-12, 122.
 [4] 许家俊, 姚淑珍. 基于 Petri 网的服务可靠性评价方法研究[J]. 计算机科学, 2014, 41(7): 52-57, 4.
 [5] 高文天, 吴勇, 张建东, 等. 改进型灰色聚类法对航电

火控系统仿真可信度评估[J]. 火力与指挥控制, 2012, 37(4): 54-57.
 [6] 张寒, 黄炎焱, 耿泽, 等. 营区突发事件应急保障方案仿真推演评估方法[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(11): 3433-3442.
 [7] 冉培志, 李伟, 鲍然, 等. 基于改进模糊综合评判的仿真可信度评估方法[J]. 系统仿真学报, 2020, 32(12): 2469-2474.
 [8] 黄炎焱, 杨峰, 王维平, 等. 仿真数据综合可信度的测度与校验方法研究[J]. 系统工程学报, 2008, 23(4): 479-487.
 [9] MA W J. A Dempster - Shafer theory and uninformed based framework of reasoning and multi-attribute decision - making for surveillance system[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2019, 34(11): 3077-3104.
 [10] 张欢, 陆见光, 唐向红. 面向冲突证据的改进 D-S 证据理论算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(3): 616-623.
 [11] 吴明雨, 黄炎焱. 基于改进 D-S 证据理论的海上信息融合方法[J]. 兵工自动化, 2021, 40(5): 56-61.
 [12] YAGER R R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules[J]. Information Sciences, 1987, 41(2): 93-137.

(上接第 37 页)

[8] 李竹薇, 刘森楠, 李小凤, 等. 互联网金融与传统金融之间的广义动态风险溢出——基于 Copula-ARMA-GARCH-CoVaR 的实证研究[J/OL]. 系统工程: 1-17[2021-06-05]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/43.1115.N.20210128.1725.002.html>.
 [9] 方国斌, 陈静. 互联网金融市场系统性风险度量——基于 GARCH-CoVaR 模型的分析[J/OL]. 上海商学院学报, 2021(3): 63-77[2021-06-05]. <https://doi.org/10.19941/j.cnki.CN31-1957/F.2021.03.005>.
 [10] 王江涛, 黄立玮, 崔翔宇. 基于自适应权重的混频 GARCH 模型及其应用[J]. 统计研究, 2021, 38(5): 97-108.

[11] 魏铭, 刘珊珊, 肖国成. 基于分位数的贝叶斯方法研究房地产市场与金融市场之间的影响[J]. 房地产世界, 2021(9): 10-14.
 [12] 蒋远营, 张波. 基于非参数贝叶斯方法的随机波动建模与应用[J]. 数理统计与管理, 2019, 38(1): 49-61.
 [13] 高海清. 贝叶斯方法在金融保证保险模型中的应用[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2012, 29(10): 37-44.
 [14] MIRANDAA A. Monetary policy rules for an open economy with financial frictions: A Bayesian approach[J]. Dynare Working Papers, 2020, 62: 1-42.
 [15] VIRBICKAITE A, FREY C, MACEDO D N. Sequential Stock Return Prediction Through Copulas[J]. DEA Working Papers, 2020, 22: e00173.
 [16] 陈睿轩, 田海涛, 黄磊. 金融指数的单变点非参数极大似然估计研究[J]. 统计与决策, 2019, 35(3): 157-161.