

doi: 10.7690/bgzdh.2022.08.016

D-S理论与改进可拓云相结合的战场抢修行动仿真训练评估

秦涛^{1,2}, 鲁冬林¹, 曾拥华¹

(1. 陆军工程大学研究生院, 南京 210001; 2. 中国人民解放军 32228 部队, 南京 210012)

摘要: 考虑到战场抢修 (battlefield damage assessment and repair, BDAR) 行动仿真训练评估过程中存在不确定性以及评语等级界限分明的特点, 提出一种将证据推理 (dempster-shafer, D-S) 理论与改进可拓云相结合的评估模型。基于行动中完成任务的特点, 按照“抢修任务(task)-任务需求(requirement)-能力指标(index)”的思路映射出不同行动阶段的战场抢修能力评估指标体系; 在确定指标权重系数的基础上, 通过 D-S 理论将关于定性指标不同的意见融合成隶属度向量, 通过基于最优云熵算法的改进可拓云理论计算出定量指标的关联度值向量, 进行综合评判。实证分析结果表明: 评估结果相对可靠稳定, 验证了该模型的有效性。

关键词: D-S 理论; 改进可拓云理论; 战场抢修; 行动训练; 评估

中图分类号: TJ07 **文献标志码:** A

BDAR Simulation Training Evaluation Based on D-S Theory and Improved Extension Cloud

Qin Tao^{1,2}, Lu Donglin¹, Zeng Yonghua¹(1. Graduate School, Army Engineering University of PLA, Nanjing 210001, China;
2. No. 32228 Unit of PLA, Nanjing 210012, China)

Abstract: Taking into account the characteristics of uncertainty and clear-cut evaluation level in the training evaluation process of battlefield damage assessment and repair (BDAR) action simulation, an evaluation model based on Dempster-Shafer (D-S) evidence theory and improved extension cloud is proposed. Based on the characteristics of completing tasks in action, the index system of BDAR capability evaluation in different action stages is mapped according to the idea of “Task, Requirement and Index”; On the basis of determining the index weight coefficient, the different opinions about the qualitative index are fused into the membership degree vector through the D-S theory, and the correlation degree value vector of the quantitative index is calculated through the improved extension cloud theory based on the optimal cloud entropy algorithm, and the comprehensive evaluation is carried out. The test analysis results show that the evaluation results are relatively reliable and stable, which verifies the effectiveness of the model.

Keywords: D-S theory; improved extension cloud; BDAR; action training; evaluation

0 引言

战场抢修 (BDAR) 行动仿真训练作为一种新的行动训练方式, 具有情况逼真、动态模拟等特点, 而开展行动训练评估则是衡量战场抢修训练效果、优化提升战场抢修能力的必要环节。在进行行动仿真训练过程中, 相关行动数据和文档由系统自动采集, 作为后续评估依据。其中评估指标主要分为定性指标和定量指标 2 类: 1) 针对定性指标单因素评估, 常用的方法是根据预先制定的考核评估标准对各个定性指标给定评语等级, 然后按照模糊统计方法计算各定性指标相对于各评语等级的隶属度; 2) 针对定量指标单因素评估, 常用的方法是建立隶属度函数求解各指标相对于不同评语等级的隶属度。为降低定性指标评估过程中的不确定性, 同时能够

有效地处理定量指标隶属度求解的模糊性和随机性问题, 相关学者分别利用证据推理 (D-S) 理论和云理论进行改进, 并得到了有效应用。

陈伟龙等^[1]通过构建装备维修保障云模型, 对不同类型装备的维修保障效能进行解析评估; 徐孙庆^[2]针对评估过程中不同信息源带来的不确定性, 提出基于信息融合的装备保障能力评估模型; 丁祥^[3]通过证据融合消除了后勤装备保障效能评估中的不确定性; 沈延安等^[4]针对装备管理绩效评估过程中的模糊性和不确定性问题, 提出基于云模型和改进证据理论的装备管理绩效评估方法; 逯程等^[5]针对评估主观性强等问题提出基于云模型和证据理论的装备状态评估模型。

在云理论求解关联度过程中, 为解决评语等级

收稿日期: 2022-04-17; 修回日期: 2022-05-18

作者简介: 秦涛 (1994—), 男, 江苏人, 硕士, 从事维修与器材保障、维修保障设计与评估研究。E-mail: qingtao199421@126.com。

云模型之间界限过于分明或模糊的问题，笔者在将证据理论和云模型结合的基础上，引入物元理论，基于最优云熵算法的改进可拓云理论计算出定量指标的关联度值向量，最后进行了综合评判，并通过实证分析验证了该模型的有效性。

1 BDAR 行动仿真训练评估背景

1.1 评估模块简介

BDAR 行动仿真训练系统主要面向分队级修理单位的不同类别成员，如指挥员、副指挥员、班组长、技师等，通过行动推演和科目设置，考察其在战场抢修不同阶段、遂行不同任务的能力。系统建设主要包括硬件系统、软件系统和支撑环境 3 大部分。其中软件系统主要包括基础管理、想定编辑、行动导调、行动推演、信息集成、综合态势和行动评估 7 部分^[6]。为便于理解，重点介绍如图 1 所示的行动推演和行动评估 2 个模块。

1.2 评估实施框架

在评估准备阶段，针对目前分队级修理单位

BDAR 行动训练现状展开分析，找到制约能力提升的短板问题，了解具体训练需求，明确评估目标，并详细梳理完整阶段的行动过程和具体抢修任务。在此基础上，通过“抢修任务(task)-任务需求(requirement)-能力指标(index)”分析的思路，从“行动中完成任务”的角度构建 BDAR 行动训练评估指标体系，然后确定指标权重、构建评估模型，具体过程如图 2 所示。

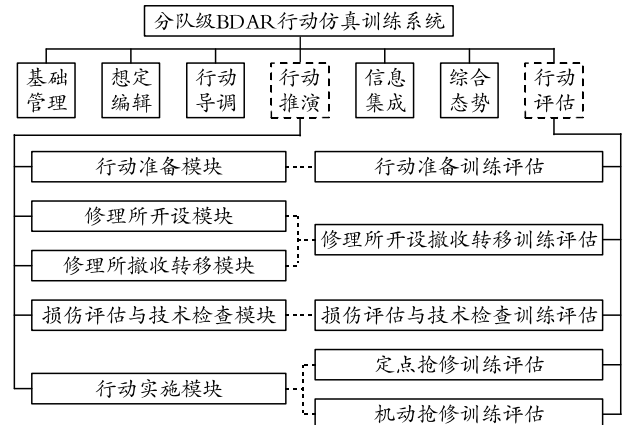


图 1 分队级 BDAR 行动仿真训练系统评估模块设置

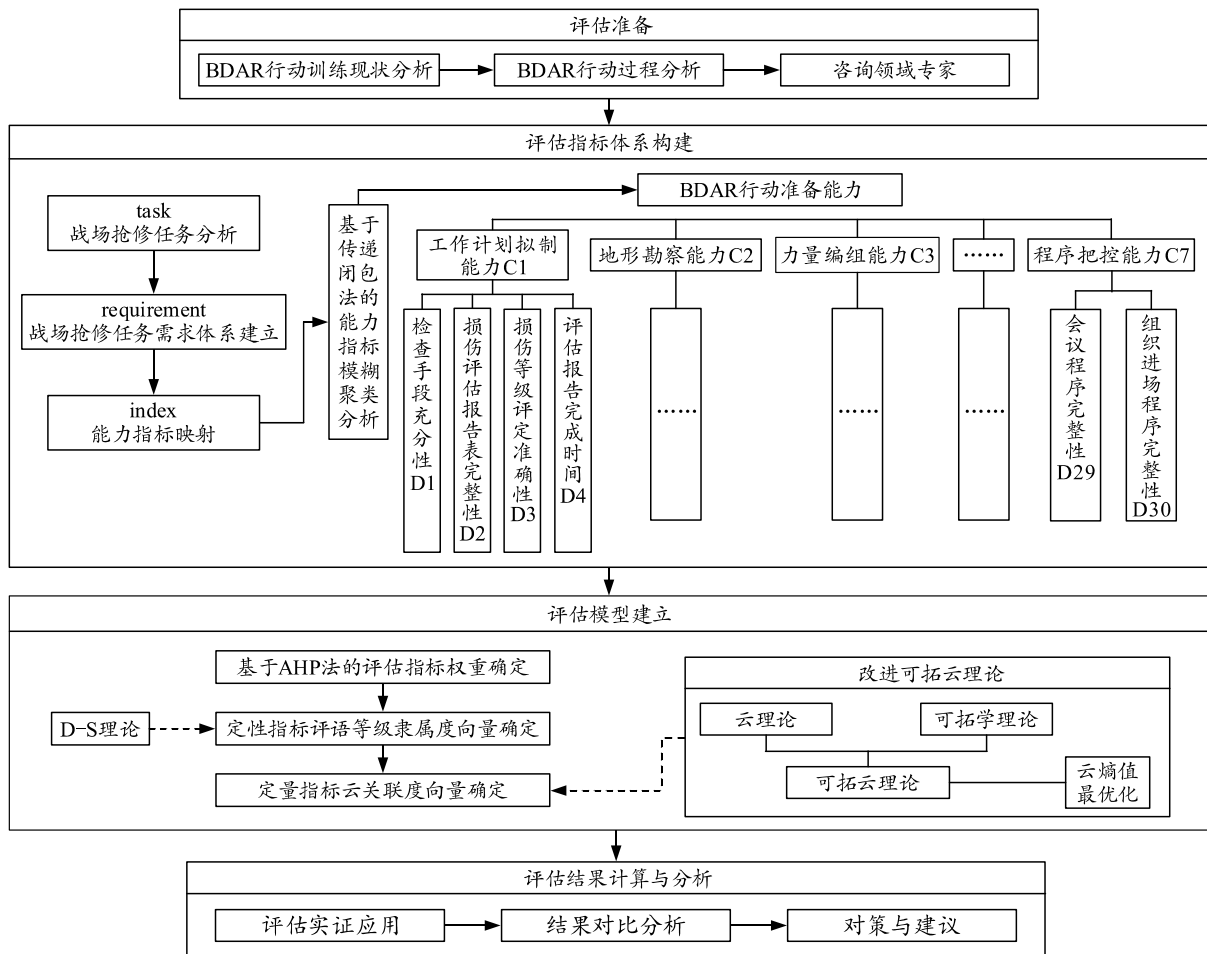


图 2 战场抢修行动仿真训练评估实施框架

1.3 评估指标体系

着眼实现对不同实体(指挥员、班组长、技师等)在不同阶段(准备、实施、撤收转移)遂行不同抢修任务的能力评估,按照 TRI 的分析思路梳理出了若

干战场抢修能力指标,并在专家咨询、厂家修改的基础上,采用模糊聚类方法,最终设置 5 个一级指标、22 个二级指标和 78 个三级指标。限于篇幅,此处以“BDAR 行动准备能力”评估为例进行介绍,部分指标体系如表 1 所示。

表 1 “BDAR 行动准备能力”评估指标体系

总目标	一级指标	二级指标	三级指标	类型
分队战场抢修能力 A	BDAR 行动准备能力 B1	工作计划拟制能力 C1	工作计划分工明确性 D1	定性
			工作计划内容完整性 D2	定量
			工作计划操作可行性 D3	定性
			工作计划拟定时间 D4	定量
		地形勘察能力 C2	勘察地域准确性 D5	定性
			勘察报告详实性 D6	定性
			地形勘察时间 D7	定量
		力量编组能力 C3	编组方案要素齐全性 D8	定量
			人员分布合理性 D9	定性
			任务分工合理性 D10	定性
			器材分配合理性 D11	定性
			编组方案拟制时间 D12	定量
			建议实用有效性 D13	定性
		力量配置能力 C4	方案调整得当性 D14	定性
			配置方案内容完整性 D15	定量
			配置要素齐全性 D16	定量
			要素布局合理性 D17	定性
			配置要素实际布局合理性 D18	定性
			配置要素间隔规范性 D19	定性
			配置方案拟制时间 D20	定量
			力量配置时间 D21	定量
		展开方案拟制能力 C5	展开方案内容完整性 D22	定量
展开要素齐全性 D23	定量			
展开器材必要性 D24	定性			
伪装方式合理性 D25	定性			
展开方案拟制时间 D26	定量			
警戒防卫能力 C6	警戒程序完整性 D27	定性		
	遭遇情况处置灵活性 D28	定性		
程序把控能力 C7	会议程序完整性 D29	定性		
	组织进场程序完整性 D30	定性		
.....

2 评估模型构建

2.1 dempster-shafer 证据融合

D-S 是 APDempster 于 20 世纪 60 年代首次提出,并由 GShafer 进一步发展起来的不确定推理理论,主要通过不断累积证据来减少信息的不确定性,采用 D-S 组合规则将不同信息源的证据合成一个新的证据^[7-8]。该理论主要包括 3 个函数:基本概率分配(basic probability assignment, BPA)函数、信度函数(belief function, Bel)和似然函数(plausibility function, Pl)。相关概念如下:

1) 识别框架 Θ 。

识别框架 Θ 是由需要研究的命题对象组合而成的非空集合,该框架 Θ 内所有子集构成的幂集记作 2^Θ ,该幂集中的元素就可以理解成相对应识别框架

内的一个命题。

2) BPA 函数。

BPA 函数也称为 mass 函数(m 函数),其定义为:如果函数 $m:2^\Theta \rightarrow [0,1]$ 能够同时符合以下 2 个条件:

$$\left. \begin{aligned} m(\phi) &= 0 \\ \sum_{A \subseteq \Theta} m(A) &= 1 \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

则称函数 m 为基本概率分配函数(简称 mass 函数)。

3) 信度函数 (Bel) 和似然函数 (Pl)。

信度函数和似然函数可以用来描述证据的不确定程度,一个显示的是“真”,一个显示的是“非假”,两者定义如下:

Bel 函数可视为 A 中每个子集的信度值之和,可定义为:

$$\forall A \subseteq \Theta, \text{Bel}A = \sum_{B \subseteq A} m(B)。 \quad (2)$$

函数可定义为:

$$\forall A \subseteq \Theta, \text{Pl}(A) = 1 - \text{Bel}(\bar{A})。 \quad (3)$$

Pl 函数可视为比 Bel 函数更为宽松的估计。

4) Dempster 合成规则。

对于定性指标的评估,一般是在多个评估专家小组成员给出评判意见的基础上进行综合,以期充分反映不同证据的联合作用。不同评估专家小组成员对某一指标的评估意见都可计算出一个 mass 函数,在相同识别框架 Θ 上就可以得到不同的 mass 函数。在证据互不冲突的前提下,可以运用 Dempster 合成规则,将不同评估专家小组成员针对指标 X^j 的评估意见 mass 函数合成为:

$$m = \{[(m_1 \oplus m_2) \oplus m_3] \oplus m_4 \oplus \dots \oplus m_n\}。 \quad (4)$$

具体公式为:

$$m^{X^j}(A) = \begin{cases} 0, & A = \phi \\ (1-K)^{-1} \cdot \sum_{\cap_i g_i = A} \prod_{q=1}^N m_q^{X^j}(t), & A \neq \phi \end{cases}; \quad (5)$$

$$K = \sum_{\cap_i g_i = \phi} \prod_{q=1}^N m_q^{X^j}(t)。 \quad (6)$$

式中: K 为冲突系数; A 为非空任意集合。 K 值应该小于所设定的冲突水平 α , 笔者设定冲突水平值为 0.7, 若 K 大于 α , 则专家评估无效; 若 K 小于 α , 则可以利用 Dempster 合成规则进行合成。

2.2 基于改进可拓云理论的关联度计算

2.2.1 可拓云理论

笔者以正态云为例,假定某个评语等级的上下界限为 $[V_{\min}, V_{\max}]$, 可求得该评语等级所对应的云模型数字特征如下:

$$\left. \begin{aligned} Ex_i &= \frac{V_{\max} + V_{\min}}{2} \\ En_i &= \frac{V_{\max} - V_{\min}}{6} \\ He &= \lambda \end{aligned} \right\}。 \quad (7)$$

式中 λ 体现评语自身的模糊程度, 根据经验设定。

物元 $R=(N, C, v)$ 是可拓学理论的基础模型, 旨在通过建立关联函数描述事物特征, 其中: N 表示物, C 表示物的特征, v 表示特征值。在构建可拓云模型的过程中, 将上述云模型的数字特征替换物元 R 中的特征值, 即得到式(8)中的可拓云模型, 可以有效结合可拓学和云理论的优点, 提升处理不确

定性的能力。

$$R = \begin{bmatrix} C_1 & v_1 \\ C_2 & v_2 \\ \vdots & \vdots \\ C_n & v_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_1 & (Ex_1, En_1, He_1) \\ C_2 & (Ex_2, En_2, He_2) \\ \vdots & \vdots \\ C_n & (Ex_n, En_n, He_n) \end{bmatrix}。 \quad (8)$$

2.2.2 可拓云理论改进方法

2.2.2.1 一般云熵计算

在 2.3.1 节介绍的云模型 3 个数字特征的基础上, 可以发现期望 Ex 一般用来反映属性概念, 云熵 En 用来反映期望 Ex 的不确定性, 而超熵 He 作为云熵的熵, 用来反映不确定性的度量。在传统可拓云模型中, 对于某个评语等级, 在上下界限 $[V_{\min}, V_{\max}]$ 范围内, 云期望 Ex 的计算公式为 $Ex=(V_{\max}+V_{\min})/2$, 云超熵 He 一般是常数, 根据经验设定。云熵 En 作为反映属性概念不确定性的关键影响因素, 其取值大小对于评估结果判定有着重要影响。通过有关文献的查阅, 可将一般的云熵计算方法大致总结为 2 种:

1) “3En” 规则。

此法忽略了 $(-\infty, Ex-3En)$ 和 $(Ex+3En, +\infty)$ 区域的云滴, 将 $[Ex-3En, Ex+3En]$ 之内的云模型视为完整模型, 是传统云理论常用的云熵计算方法^[9], 其特征是相邻云之间的边界分明、评语等级划分清晰, 计算公式为:

$$En' = \frac{V_{\max} - V_{\min}}{6}。 \quad (9)$$

2) “50%关联度” 规则。

“50%” 是指将评语等级的临界值和相邻等级的关联度视为相同且均为 50%, 相较于 “3En” 规则, “50%关联度” 规则下的边界更具模糊性, 计算公式为:

$$En'' = \frac{V_{\max} - V_{\min}}{2.3548}。 \quad (10)$$

2.2.2.2 最优云熵计算

以上 2 种云熵计算方法分别突出了评语等级的分明性和模糊性, 但不同方法计算出的云熵值很可能导致评估结果出现冲突。为兼顾 2 种计算方法的优点, 笔者采用一种改进云熵计算方法。

假定某评估指标分数值为 x_i , 对应 k 个评语等级, 可生产 k 个评语等级云模型, 其中等级云的期望值、云熵值和超熵值矩阵如表 2 所示。

表 2 评语等级云模型数字特征

云模型数字特征	矩阵	云模型数字特征	矩阵
期望 Ex	$Ex_{1 \times k}=[Ex_1, Ex_2, \dots, Ex_k]$	基于“3En”规则的云熵	$En'_{1 \times k}=[En'_1, En'_2, \dots, En'_k]$
超熵 He	$He_{1 \times k}=[He_1, He_2, \dots, He_k]$	基于“50%关联度”的云熵	$En''_{1 \times k}=[En''_1, En''_2, \dots, En''_k]$

将云数字特征(Ex, En, He)通过正向云发生器生成云滴图, 根据云图内外包络线确定云滴图的内外关联度曲线 L_1, L_2 , 云滴中间位置为期望关联度曲线 L , 以数字特征(30, 6, 0.4)为例, 生成云滴图和相应关联度曲线如图 3 所示。

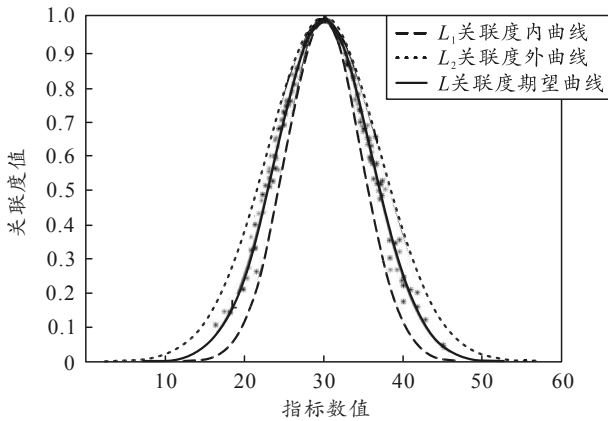


图 3 云滴和关联度曲线

关联度内外曲线的表达式为:

$$L_1 = e^{-(x-Ex)^2/2(En-3He)^2}; \quad (11)$$

$$L_2 = e^{-(x-Ex)^2/2(En+3He)^2}. \quad (12)$$

针对有确定分数值的指标, 其与内外关联度曲线形成的 2 个交点表示该指标通过可拓云模型得到的最小和最大关联度, 分别表示为 μ_{\min} 和 μ_{\max} , 并将 $(\mu'_{\min})_d$ 代表指标分数 x_i 在基于“3En”规则产生的第 d 个等级云模型中的最小关联度^[10-11], 将 $(\mu''_{\max})_d$ 代表指标分数 x_i 在基于“50%关联度”规则产生的第 d 个等级云模型中的最大关联度, 将 μ_d 代表指标分数在最优云熵计算方法产生的第 d 个等级云模型中的期望关联度。可以列出关于评语等级 d 的最大关联度偏差 $\Delta\mu_{\max}$ 计算公式:

$$\Delta\mu_{\max} = [(\mu''_{\max})_d - \mu_d]^2 + [\mu_d - (\mu'_{\min})_d]^2, \quad d=1, 2, \dots, k. \quad (13)$$

以实现评估指标值 x_i 相对于 k 个评语等级可拓云模型的最大关联度偏差之和最小化为优化目标, 可构造目标函数如式(14), 并最终求得基于最优云熵算法的云熵值矩阵 $En_{1 \times k}=[En_1, En_2, \dots, En_k]$:

$$\text{Min} \Delta\mu_{\max}(En) = \sum_{d=1}^k \Delta\mu_{\max}, \text{ s.t. } En'_d \leq En_d \leq En''_d. \quad (14)$$

在得到最优云熵值矩阵 $En_{1 \times k}=[En_1, En_2, \dots,$

$En_k]$ 的基础上, 可由式(15)计算评估指标分数值 x_i 与该改进可拓云模型之间的关联度 μ_d ^[12-13]。

$$\mu_d = e^{-(x-Ex_d)^2/2(En_d)^2}, \quad d=1, 2, \dots, k. \quad (15)$$

以某战场抢修能力评估指标为例, 图 4—6 分别绘制了 3 种不同云熵计算方法所生成的评语等级云滴图, x 轴从左至右分别表示差(0, 0.2]、较差(0.2, 0.4]、中(0.4, 0.6]、较好(0.6, 0.8]、好(0.8, 1]。经过对比, 最优云熵算法所生成的云滴图能够兼具其他方法优点, 既区分了评语等级, 相邻评语等级之间又具有一定的模糊性。

2.3 评估步骤

2.3.1 确立因素集和评语集

设 $U=\{u_1, u_2, \dots, u_m\}$ 表示待评价的对象, $V=\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 表示每个指标所对应的评语等级集合。本文中基础指标包括的 D1—D30, 评语等级包括好、较好、中等、较差和差 5 级, 因此 m 取 30, n 取 5。

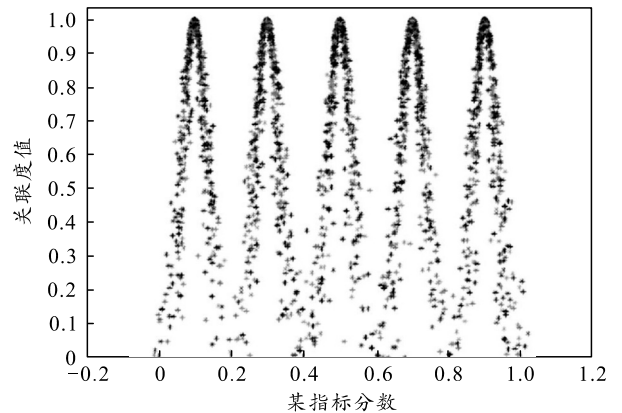


图 4 基于“3En”规则的评语等级云模型

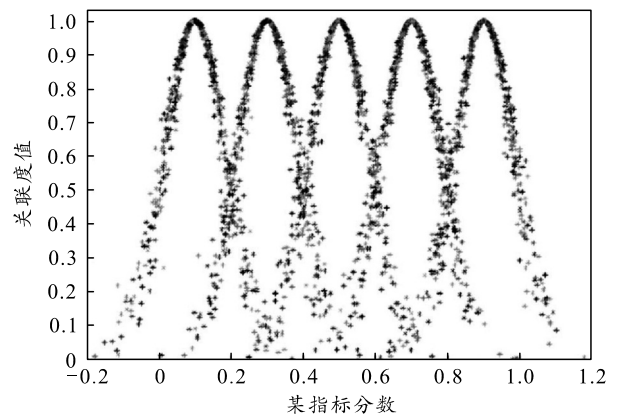


图 5 基于“50%关联度”规则的评语等级云模型

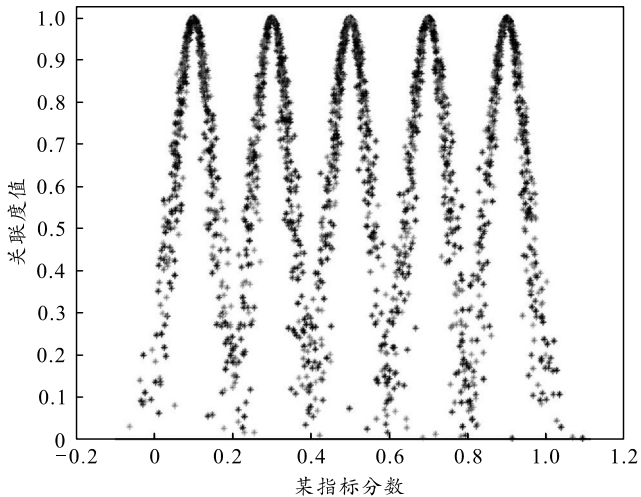


图 6 基于“最优云熵算法”的某指标等级云模型

2.3.2 构造云评判矩阵

综合定性指标和定量指标的评估结果，可将隶属度向量和关联度值向量构造云评判矩阵 $A_{m \times n}$ ：

$$A_{m \times n} = \begin{bmatrix} \mu_{1-1} & \mu_{1-2} & \cdots & \mu_{1-n} \\ \mu_{2-1} & \mu_{2-2} & \cdots & \mu_{2-n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mu_{m-1} & \mu_{m-2} & \cdots & \mu_{m-n} \end{bmatrix} \quad (16)$$

式中： m 为因素集元素数量； n 为评语等级数量。

2.3.3 综合评判

将计算得到的权重向量 W 和云关联度评判矩阵 A 相乘可得到综合云关联度矩阵 $R_{1 \times n}$ ：

$$R_{1 \times n} = W_{1 \times m} \times A_{m \times n} = [\mu_1, \mu_2, \cdots, \mu_n] \quad (17)$$

2.3.4 计算评估结果

将评语等级分值与综合关联度矩阵内的关联度值进行加权平均计算，得到最终评估期望值 R' ：

$$R' = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i s_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \quad (18)$$

式中： μ_i 为综合云关联度矩阵中相对于各个评语等级的关联度值； s_i 为第 i 个评语等级的分数； n 为评语等级数量。在求解评估分数云模型数字特征过程中，考虑到关联度计算过程中随机数的影响，采用多次计算 (m 次) 的方法求解最终评估分数的期望值 E_x^R 和熵值 E_n^R ，具体见式(19)、(20)。

$$E_x^R = \sum_{i=1}^m R'_i / m; \quad (19)$$

$$E_n^R = \left[\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (R'_i - E_x^R)^2 \right]^{1/2} \quad (20)$$

3 实证分析

3.1 数据获取

笔者结合行动仿真训练系统采集的数据进行实证分析，其中获取的定性指标隶属度向量和定量指标评价值分别如表 3 和 4 所示。笔者按照“好、较好、中等、较差、差”设置 5 级评语，并分别赋分，相关数据具体见表 5 所示。

表 3 定性指标隶属度向量

定性指标	合成后的隶属度向量	定性指标	合成后的隶属度向量
D1	(0.512 8, 0.410 2, 0.077 0, 0, 0)	D17	(0.020 9, 0.027 8, 0.937 5, 0.013 8, 0)
D3	(0.392 6, 0.560 7, 0.046 7, 0, 0)	D18	(0.312 5, 0.437 5, 0.25, 0, 0)
D5	(0, 0.340 4, 0.446 8, 0.212 8, 0)	D19	(0.373 3, 0.466 7, 0.16, 0, 0)
D6	(0.020 9, 0.027 8, 0.937 4, 0.013 9, 0)	D24	(0.066 5, 0.400 1, 0.533 4, 0, 0)
D9	(0.373 3, 0.466 ,0.16, 0, 0)	D25	(0.5, 0.4, 0.1 ,0, 0)
D10	(0.020 9, 0.027 8, 0.937 5, 0.013 8, 0)	D27	(0.035 1, 0.017 5, 0.877 3, 0.070 1, 0)
D11	(0.512 8, 0.410 2, 0.077 0, 0, 0)	D28	(0.24, 0.6, 0.16, 0, 0)
D13	(0.053 4, 0.106 6, 0.64, 0.2, 0)	D29	(0.497 4, 0.502 6, 0, 0, 0)
D14	(0.373 3, 0.466 7, 0.16, 0, 0)	D30	(0.035 1, 0.017 5, 0.877 3, 0.070 1, 0)

表 4 定量指标评价值一览表

定量指标	评语等级					评估分数
	差	较差	中	较好	好	
D2	[0, 0.2)	[0.2, 0.4)	[0.4, 0.6)	[0.6, 0.8)	[0.8, 1)	0.91
D4	[0, 0.2)	[0.2, 0.4)	[0.4, 0.6)	[0.6, 0.8)	[0.8, 1)	0.83
D7	[0, 0.2)	[0.2, 0.4)	[0.4, 0.6)	[0.6, 0.8)	[0.8, 1)	0.78
D8	[0, 0.2)	[0.2, 0.4)	[0.4, 0.6)	[0.6, 0.8)	[0.8, 1)	0.80
D12	[0, 0.2)	[0.2, 0.4)	[0.4, 0.6)	[0.6, 0.8)	[0.8, 1)	0.76
D15	[0, 0.2)	[0.2, 0.4)	[0.4, 0.6)	[0.6, 0.8)	[0.8, 1)	0.73
D16	[0, 0.2)	[0.2, 0.4)	[0.4, 0.6)	[0.6, 0.8)	[0.8, 1)	0.83
D20	[0, 0.2)	[0.2, 0.4)	[0.4, 0.6)	[0.6, 0.8)	[0.8, 1)	0.78
D21	[0, 0.2)	[0.2, 0.4)	[0.4, 0.6)	[0.6, 0.8)	[0.8, 1)	0.82
D22	[0, 0.2)	[0.2, 0.4)	[0.4, 0.6)	[0.6, 0.8)	[0.8, 1)	0.93
D23	[0, 0.2)	[0.2, 0.4)	[0.4, 0.6)	[0.6, 0.8)	[0.8, 1)	0.79
D26	[0, 0.2)	[0.2, 0.4)	[0.4, 0.6)	[0.6, 0.8)	[0.8, 1)	0.84

表 5 评语等级说明

评语等级	说明	赋分
差	作业效果差, 不具备完成任务的能力	0.1
较差	作业效果相对差, 基本具备完成任务的能力	0.3
中	作业效果中等, 能够达到一般强度演训任务标准	0.5
较好	作业效果较好, 能够较好完成战场抢修任务	0.7
好	作业效果优秀, 能够高标准高效率完成战场抢修任务	0.9

$$A' = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0.0017 & 0.9982 \\ 0 & 0 & 0 & 0.1507 & 0.8493 \\ 0 & 0 & 0 & 0.7600 & 0.2400 \\ 0 & 0 & 0 & 0.5000 & 0.5000 \\ 0 & 0 & 0 & 0.9091 & 0.0909 \\ 0 & 0 & 0 & 0.9827 & 0.0173 \\ 0 & 0 & 0 & 0.1507 & 0.8493 \\ 0 & 0 & 0 & 0.7600 & 0.2400 \\ 0 & 0 & 0 & 0.2400 & 0.7600 \\ 0 & 0 & 0 & 0.0005 & 0.9995 \\ 0 & 0 & 0 & 0.6403 & 0.3597 \\ 0 & 0 & 0 & 0.0907 & 0.9093 \end{bmatrix}.$$

3.2 评估计算

首先计算定量指标评估值隶属于不同评语等级的关联度值。笔者通过优化后的云熵值 $En_d=0.0589$, 根据式(15)可计算出 12 个定量指标评估值的关联度值, 并构建关联度矩阵 A' , 根据表 6 内容构造综合评判矩阵 $A_{30 \times 5}$ 。

表 6 完整评估指标隶属度向量

定性指标	合成后的隶属度向量	定性指标	合成后的隶属度向量
D1	(0.512 8, 0.410 2, 0.077 0, 0, 0)	D16	(0 0, 0, 0.150 7, 0.849 3)
D2	(0, 0, 0, 0.001 7, 0.998 3)	D17	(0.020 9, 0.027 8, 0.937 5, 0.013 8, 0)
D3	(0.392 6, 0.560 7, 0.046 7, 0, 0)	D18	(0.312 5, 0.437 5, 0.250 0, 0, 0)
D4	(0, 0, 0, 0.150 7, 0.849 3)	D19	(0.373 3, 0.466 7, 0.160 0, 0, 0)
D5	(0, 0.340 4, 0.446 8, 0.212 8, 0)	D20	(0, 0, 0, 0.760 0, 0.240 0)
D6	(0.020 9, 0.027 8, 0.937 4, 0.013 9, 0)	D21	(0, 0, 0, 0.240 0, 0.760 0)
D7	(0, 0, 0, 0.760 0, 0.240 0)	D22	(0, 0, 0, 0.000 5, 0.999 5)
D8	(0, 0, 0, 0.500 0, 0.500 0)	D23	(0, 0, 0, 0.640 3, 0.359 7)
D9	(0.373 3, 0.466 7, 0.160 0, 0, 0)	D24	(0.066 5, 0.400 1, 0.533 4, 0, 0)
D10	(0.020 9, 0.027 8, 0.937 5, 0.013 8, 0)	D25	(0.500 0, 0.400 0, 0.100 0, 0, 0)
D11	(0.512 8, 0.410 2, 0.077 0, 0, 0)	D26	(0, 0, 0, 0.090 7, 0.909 3)
D12	(0, 0, 0, 0.909 1, 0.090 9)	D27	(0.035 1, 0.017 5, 0.877 3, 0.070 1, 0)
D13	(0.053 4, 0.106 6, 0.640 0, 0.200, 0)	D28	(0.240 0, 0.600, 0.160 0, 0, 0)
D14	(0.373 3, 0.466 7, 0.160 0, 0, 0)	D29	(0.497 4, 0.502 6, 0, 0, 0)
D15	(0, 0, 0, 0.982 7, 0.017 3)	D30	(0.035 1, 0.017 5, 0.877 3, 0.070 1, 0)

按照 2.1 节中计算方法, 求得该评估模块基础指标相对于行动准备能力的权重系数如表 7 所示, 并根据该表构造权重系数向量 $W_{1 \times 30}$ 。

表 7 基础指标相对于行动准备能力的权重系数

指标	权重系数	指标	权重系数	指标	权重系数	指标	权重系数
D1	0.013 9	D9	0.065 1	D17	0.020 5	D25	0.028 3
D2	0.034 0	D10	0.068 9	D18	0.042 0	D26	0.022 0
D3	0.015 3	D11	0.071 2	D19	0.034 5	D27	0.045 2
D4	0.030 6	D12	0.044 5	D20	0.031 6	D28	0.045 2
D5	0.015 3	D13	0.019 9	D21	0.028 0	D29	0.030 8
D6	0.050 6	D14	0.016 7	D22	0.016 8	D30	0.030 8
D7	0.027 8	D15	0.020 8	D23	0.040 7		
D8	0.043 9	D16	0.024 5	D24	0.020 8		

通过式(17)计算出综合云关联度矩阵 $R_{1 \times 5}$, 并结合表 5 中的评语等级赋分, 将综合云关联度矩阵 $R_{1 \times 5}$ 中的关联度值与对应评语等级赋分加权平均计算, 考虑随机数影响, 重复计算次数为 100 次, 得到最终结果如下:

$$R_{1 \times 5} = W_{1 \times 30} \times A_{30 \times 5} = [0.348 6, 0.356 4, 0.275 0, 0.014 5, 0];$$

$$Ex^R = 0.705 0;$$

$$En^R = 0.034.$$

3.3 评估结果分析

计算结果显示, 基于本模型的参训单位战场抢修行动准备能力评价值为 0.705 0, 按照综合云关联度矩阵中最大关联度值 0.356 4 的隶属层次, 可判定该单位战场抢修行动准备能力处于较高水平, 按照评估结果数字特征生成云滴图, 并与评语等级云模型进行对比, 得到最终评判结果云模型图, 如图 7 所示。为更好地说明本模型的有效性和实用性, 笔者将结果分别与传统云理论和评价价值加权计算进行了对比, 结果如表 8 所示。经过对比可看出, 优化后的评估方法在不失实用性和有效性的同时, 能兼顾评语等级界限分明和模糊的特点, 有效降低了评估结果的不确定性。