

基于置信规则库推理的装备战损等级评定^①



刘嘉迪, 郝建国, 黄 健

(国防科技大学 智能科学学院, 长沙 410073)

通信作者: 黄 健, E-mail: nudtjhuang@hotmail.com

摘 要: 针对复杂战场环境下战损数据的多源性和不确定性, 本文根据战损等级评定的非线性特点, 提出了一种基于置信规则库 (belief rule base, BRB) 和证据推理 (evidential reasoning, ER) 的装备战损等级评定方法. 首先, 在战损等级评定影响因素分析的基础上, 建立了一种新的融合多种特征信息的 BRB-ER 战损等级评定模型; 其次, 为解决传统专家系统中初始 BRB 参数不准确的问题, 利用局部粒子群算法对模型初始参数进行优化, 从而提高战损等级评定的准确性; 最后, 以某战损试验为例, 对基于置信规则库推理的装备战损等级评定方法进行了验证和对比. 结果表明, 该方法用于战时装备战损等级评定具有较高的准确度和可靠性, 从而为装备保障指挥员进行战场维修决策提供辅助支持.

关键词: 置信规则库; 战损等级评定; 参数优化; 证据推理; 粒子群算法

引用格式: 刘嘉迪, 郝建国, 黄健. 基于置信规则库推理的装备战损等级评定. 计算机系统应用, 2022, 31(4): 213-220. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/8406.html>

Equipment Battle Damage Assessment Based on Belief Rule Base Reasoning

LIU Jia-Di, HAO Jian-Guo, HUANG Jian

(College of Intelligence Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: According to the nonlinear characteristics of battle damage assessment (BDA), this study proposes an equipment BDA method based on the belief rule base (BRB) and evidential reasoning (ER) in view of the multi-source and uncertain battle damage data in a complicated battlefield. Firstly, through the analysis of factors affecting BDA, a new BRB-ER model integrating multiple characteristics is presented. Secondly, to solve the problem of inaccurate parameters in the initial BRB of the traditional expert system, we use the local particle swarm optimization algorithm to optimize the initial parameters of the model and thus improve the accuracy of BDA. Finally, a battle damage test is taken as an example to verify and compare methods for equipment BDA based on the reasoning of BRB. The results show that the proposed method can effectively evaluate the equipment BDA and provide assistant support for a commander to make battlefield maintenance decisions.

Key words: belief rule base (BRB); battle damage assessment (BDA); parameter optimization; evidential reasoning (ER); particle swarm optimization (PSO)

现代条件作战, 面临的将是高精度、远距离、高毁伤的火力战, 装备的受损将成倍增加, 如何保持部队持续作战能力是取得胜利的关键. 在第 4 次中东战争中, 以色列军队在开战之初有过半的坦克受到损伤, 但凭借其高效的战场抢修能力, 损伤的坦克在基本在一天内就

能恢复战斗力, 进而获得了战争主动权. 在海湾战争中, 伊军虽有近万辆坦克和装甲装备, 但无法进行有效的战场抢修, 使其损坏率高达 66%, 最终溃不成军. 因此, 战场已经变成了交战双方战场抢修能力的竞争场, 而装备战场损伤等级评定又是战场抢修的前提与基础^[1].

^① 基金项目: 预研基金重点项目 (41412030301, 30110040301)

收稿时间: 2021-06-22; 修改时间: 2021-07-14; 采用时间: 2021-07-20; csa 在线出版时间: 2022-03-22

目前对装备战场损伤等级评估的研究方法包括贝叶斯推理^[2-4]、案例推理^[5]、神经网络^[6,7]以及模糊集合理论^[8,9]等. 传统的方法如贝叶斯推理、案例推理不能有效处理不确定性信息. 而置信规则推理方法能有效地处理各种类型的数据信息, 建立输入和输出之间的非线性模型. 相比于神经网络、模糊理论等方法, 置信规则库是一个“白盒系统”, 其推理过程与人类思考问题的方式类似, 具有良好的可解释性. 此外, 专家信息可参与也是此方法所特有的优势.

鉴于以上分析, 本文建立一种 BRB-ER 战损等级评定模型, 采用 BRB 表示装备战损等级评定过程中所需专家知识和相关信息, 利用局部粒子群算法对初始 BRB 进行优化学习, 得到更新后的 BRB 进行推理的过程. 最后, 通过实例验证了所提方法的有效性.

1 装备战损影响因素分析及评定等级划分

1.1 战场损伤影响因素分析

分析实际情况下的装备战场受损因素, 主要包括: 威胁因素、装备因素、防护因素. 对装备战损影响因素进行细致分析, 是设计置信规则库前提属性的重要基础. 考虑到实际可以将 3 种影响因素细化为^[10]:

(1) 威胁因素

① 威胁程度 (X_1): 威胁对目标装备的损伤均是通过对损伤机理与目标之间的相互作用实现的. 战场上威胁种类繁多, 损伤机理各异, 威胁的参数和指标往往是不为人知的, 可以通过专家主观判断, 将威胁分为高、中、低 3 级.

② 炸点与装备中心之间的距离 (X_2): 炸点到装备

的距离是影响战损结果的重要因素, 距离越近, 装备受到的损伤越大, 反之越小.

③ 炸点到装备中心连线与地水平线夹角 (X_3): 该参数与炸点到装备中心的直线距离 X_2 共同反映了装备和炸点之间的地形环境, 不同的 X_2 、 X_3 值则表示了不同的地形环境.

④ 弹着点相对于目标装备的位置 (X_4): 以装备中心线为轴, 从装备方向线顺时针旋转到装备中心到炸点的方向线之间的夹角表示弹着点相对于目标装备的位置.

(2) 装备因素 (X_5)

装备因素主要是指装备的类型和名称, 不同种类和类型装备的损伤机理往往是不同的, 例如: 坦克、履带式步兵战车等装甲装备, 其自身防护能力较强, 战时受到破片、冲击波等损害威胁较低; 而牵引火炮等轮式装备, 其防护能力较差, 战时易受到破片、冲击波等威胁机理的作用发生破孔损伤; 此外, 电子类装备诸如雷达、通信设备等除了会受到破片、冲击波等传统威胁机理的破坏外, 还易受到电磁脉冲的影响. 在此, 我们可以通过编码的方式来表示不同类型的装备.

(3) 防护因素 (X_6)

合理设置掩体对于降低装备损伤程度具有重要作用, 掩体防护主要包括半掩体、简易掩体和永固掩体 3 种. 不同掩体的防护能力是不同的, 可对其进行归一化.

1.2 战损等级的划分

根据战损装备的功能丧失程度和可修复性, 结合维修保障资源配置情况, 以及修复损伤装备所需时间, 我军习惯上将装备战场损伤等级划分为 4 等 6 级, 如表 1 所示.

表 1 战场损伤等级划分表

战损等级		修理力量		修理地域	保障装备
一线 可修复	轻损	一级轻损	使用分队可修复的损伤	阵地现场	随装设备工具
		二级轻损	伴随修理力量可修复的损伤	阵地现场	便携修理设备工具
	中损	中损	建制修理分队支援 修理力量可修复的损伤	阵地现场	专业修理工程车
后送 可修复	重损	一级重损	建制修理分队可修复的损伤	野战修理所	专业工程车组及野战设施设备
		二级重损	需送后方基地修复的损伤	后方修理基地	大修工装
报废	报废	损伤严重, 且无修复价值的损伤, 用于拆件利用			

2 BRB-ER 战损等级评定模型

2.1 BRB 专家系统

置信规则库^[11]是一类模型的总称, 这类模型在传统 IF-THEN 规则的基础上引入了置信度和权重参数, 克服了传统规则库过于简单绝对的问题. 一个基本的

BRB 模型描述如下, 即:

$$R_k : \text{If } x_1 \text{ is } A_1^k \wedge x_2 \text{ is } A_2^k \wedge \dots \wedge x_M \text{ is } A_M^k, \\ \text{Then } \{(D_1, \beta_{1,k}), (D_2, \beta_{2,k}), \dots, (D_N, \beta_{N,k})\} \\ \text{With a rule weight } \theta_k \text{ and attribute weight } \bar{\delta}_1, \bar{\delta}_2, \dots, \bar{\delta}_M$$

其中, $R_k (k = 1, 2, \dots, L)$ 表示 BRB 模型的第 k 条规则,

L 表示规则的数量, 公式的第一部分为规则的前件, 表达推理所用到的先验知识, $x_i (i = 1, 2, \dots, M)$ 表示第 i 个前提属性值, A_i^k 表示第 k 条规则的第 i 个前提属性的参考值; 公式的第二部分为规则的后件, 表达推理的最终结论, $D_j (j = 1, 2, \dots, N)$ 表示第 j 个评价结果等级, $\beta_{j,k}$ 表示在第 k 条规则中第 j 个评价等级的置信度; θ_k 为第 k 条规则的权重, δ_i 为第 i 个属性的属性权重.

2.2 BRB 推理

BRB 中规则的推理包括两步, 首先是计算每条规则的激活权重, 然后根据激活权重将规则进行融合.

(1) 激活权重计算

一般而言, 当输入 $x_i (i = 1, 2, \dots, M)$ 为定量信息且为数值形式时, 可以采用基于效用的方法计算其对应的前提属性参考值相似度 α_i^j , 即:

$$\alpha_i^j = \begin{cases} \frac{A_i^{k+1} - x_i}{A_i^{k+1} - A_i^k}, & A_i^k \leq x_i \leq A_i^{k+1} \text{ and } j = k \\ \frac{x_i - A_i^k}{A_i^{k+1} - A_i^k}, & A_i^k \leq x_i \leq A_i^{k+1} \text{ and } j = k + 1 \\ 0, & j \neq \begin{cases} k \\ k + 1 \end{cases} \end{cases} \quad (1)$$

然后通过式 (2) 计算第 k 条规则的激活权重:

$$\omega_k = \frac{\theta_k \sum_{i=1}^M \alpha_i^k}{\sum_{l=1}^L \theta_k \sum_{i=1}^M \alpha_i^l} \quad (2)$$

(2) ER 算法融合

通过 ER 算法对 BRB 中所有激活的规则进行融合推理, ER 算法的解析公式如下:

$$\hat{\beta}_j = \frac{\mu \times \left[\prod_{k=1}^L (\omega_k \beta_{j,k} + 1 - \omega_k \sum_{i=1}^N \beta_{i,k}) \right]}{1 - \mu \times \left[\prod_{k=1}^L (1 - \omega_k) \right]} - \frac{\mu \times \left[\prod_{k=1}^L (1 - \omega_k \sum_{i=1}^N \beta_{i,k}) \right]}{1 - \mu \times \left[\prod_{k=1}^L (1 - \omega_k) \right]} \quad (3)$$

$$\mu = \left[\sum_{j=1}^N \prod_{k=1}^L (\omega_k \beta_{j,k} + 1 - \omega_k \sum_{i=1}^N \beta_{i,k}) - (N - 1) \prod_{k=1}^L (1 - \omega_k \sum_{i=1}^N \beta_{i,k}) \right]^{-1} \quad (4)$$

其中, $\hat{\beta}_j$ 表示第 k 条规则下对应输出评价等级 D_j 的置信度, N 表示结论向量的维数, L 表示置信规则的个数.

选择最高置信度对应的输出等级作为最终的战损等级评估结果:

$$f_c(x) = \arg \max(\hat{\beta}_j), j = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

2.3 BRB-ER 模型结构

显然, 装备发生战斗损伤的 3 种影响因素与装备的受损程度 (装备的损伤等级) 之间存在一种非线性映射关系. 为此, 建立如图 1 所示的 BRB-ER 战损等级评定模型进行推理. 该模型主要包含两个部分: 第 1 部分是置信规则专家系统, 主要进行装备战损等级评定规则的建立; 第 2 部分是 ER 算法, 主要进行规则的推理合成. 当通过对装备战损数据进行预处理后, 利用 BRB-ER 模型的进行推理融合, 就能得到装备战损等级评估结果.

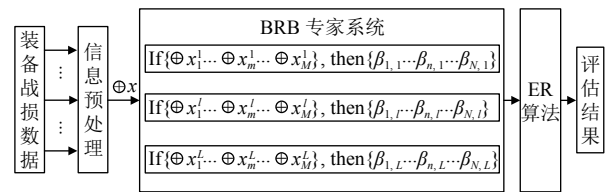


图 1 BRB-ER 战损等级评定模型结构

现有 BRB 的构建大多采用遍历组合的方式, 当前提属性个数较多时, 就容易造成“组合爆炸”问题. 如果构建的置信规则库共有 M 个前提属性, 并且第 m 个前提属性有 m_i 个参考值时, 总共需要构建 $\prod_{i=1}^M m_i$ 条规则. 例如, 在装备战损等级评估问题中, 共有 6 个前提属性信息, 若每个前提属性均有 4 个参考值时, 就有 $4^6=4096$ 条规则需要构造. 若再增加 BRB 中前提属性数量或参考值数量, 则 BRB 中的规则数会呈指数递增的趋势, 系统的复杂度会大大增加, 严重影响推理的效率和精度. 鉴于此, 本文在构建装备战损等级评定置信规则库时, 并非使用传统的遍历组合的方式, 而是利用 Chang 等^[12]提出的线性组合的方式, 如图 2 所示, 线性组合的方式可以克服传统置信规则库“组合爆炸”的问题.

3 基于局部粒子群的参数训练方法

在构造初始 BRB 时, 系统的参数通常由人为随机给定, 造成主观性过大, 其战损评估的准确度可能会被

降低. 因此, 本文提出了一种基于局部粒子群的 BRB 参数优化算法来提高战损等级评定精度.

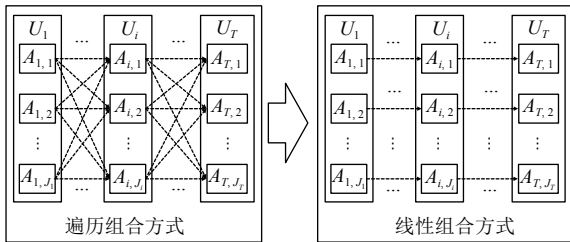


图2 构建规则库的不同组合方式

3.1 BRB-ER 的参数优化模型

为了选取置信规则库的最优参数, Yang 提出了对置信规则库参数优化的基本思想^[11]. 其优化学习模型具体结构见图3.

对于 BRB 的参数优化模型, 其符号表达式如下:

$$\min\{\xi(V)\} \text{ s.t. } A(V) = 0, B(V) \geq 0 \quad (6)$$

其中, V 表示由 $(A_i^k, \theta_k, \beta_j^k)$ 组成的参数向量, $\xi(V)$ 表示推理误差; $A(V)$ 表示等式约束条件; $B(V)$ 表示不等式约束条件.

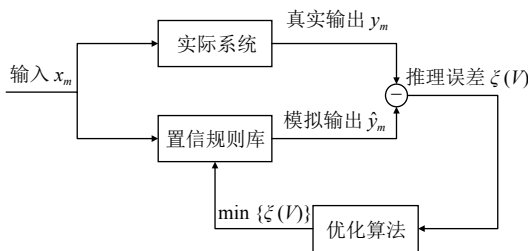


图3 BRB 系统参数优化模型

图3 中, x_m 为输入信息, y_m 为实际系统的输出, \hat{y}_m 为由置信规则库得到的模拟输出, V 为由 $(\beta_j^k, \theta_k, \delta_i)$ 构成的参数向量, $\xi(V)$ 为推理误差, $A(V)$ 表示等式约束条件, $B(V)$ 表示不等式约束条件. 其次, 优化目标为使模拟输出与真实输出之间的误差尽可能小, 则对于第 i 组输入数据, 若评定结果与实际相同, 误差计为“0”; 若不相同, 则误差为“1”, 即:

$$E_i = \begin{cases} 1, & y_m \neq \hat{y}_m \\ 0, & y_m = \hat{y}_m \end{cases} \quad (7)$$

则系统的推理误差可用均方误差 (mean square error, MSE) 表示, 即:

$$\xi(V) = MSE(A_{ij}, \beta_j^k, \theta_k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_i \quad (8)$$

BRB 优化模型中各参数需满足如下约束条件:

(1) 标准化前提属性参考值, 对于第 i 个属性的第 k 个参考值 A_i^k 必须满足如下约束:

$$\begin{cases} lb_i \leq A_i^k \leq ub_i, i = 1, \dots, M, k = 1, \dots, K \\ A_i^k - A_i^{k+1} < 0 \\ A_i^1 = lb_i \\ A_i^K = ub_i \end{cases} \quad (9)$$

其中, lb_i 和 ub_i 分别表示训练数据中第 i 个属性的最小值和最大值.

(2) 任意一条规则中每个评价结果上的置信度需满足:

$$\begin{cases} 0 \leq \beta_{j,k} \leq 1 \\ \sum_{j=1}^N \beta_{j,k} \leq 1, j = 1, 2, \dots, N, k = 1, 2, \dots, L \end{cases} \quad (10)$$

(3) 规则权重的取值需要归一化, 即:

$$0 \leq \theta_k \leq 1, k = 1, 2, \dots, L \quad (11)$$

在优化过程中, 首先给定初始参数, 根据优化模型, 利用训练数据对模型进行训练. 目前已有不少优化方法被提出, 诸如 Matlab 中的 FMINCON 函数^[13] 以及群智能算法, 包括差分进化算法^[14]、布谷鸟算法^[15]、粒子群算法^[16] 等. 粒子群算法需要调整的参数少, 原理简单, 容易实现, 本文通过局部粒子群算法求解 BRB 参数的最优值.

3.2 局部粒子群算法

粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 的基本概念源于对鸟群觅食行为的研究. PSO 是一种基于迭代的优化算法, 每个粒子都有一个由被目标函数决定的适应度值. 在搜索开始前, 在解集范围内随机初始化每个粒子的速度和位置, 然后在每次迭代搜索中, 粒子根据个体极值 p_{best} 和全局极值 g_{best} 来不断更新自身速度和位置, 最后通过不断迭代找到问题的最优解. 粒子群的运动函数如下所示^[17]:

$$V_i(t+1) = \omega V_i(t) + c_1 r_1 (p_{best} - x_i(t)) + c_2 r_2 (g_{best} - x_i(t)) \quad (12)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (13)$$

其中, ω 是保持原来速度的系数, 称为惯性权重, c_1 和 c_2 为学习因子, r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的服从随机分布的两个变量.

为克服粒子群算法易早熟收敛和陷入局部最优解

等问题,改变粒子速度更新公式,即将影响粒子速度更新的全局极值 g_{best} 改为邻域内粒子的最优值 l_{best} ,这样就得到了局部粒子群算法(local particle swarm optimization, LPSO). LPSO有多种邻域选择方式,本文按照环形编号的方式取粒子的邻域,如图4所示,每个粒子的邻域将随着迭代次数的增加而扩大,最终扩展到整个粒子群. LPSO的优化流程如图5所示,其算法步骤如下.

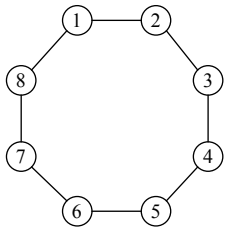


图4 按环形编号取粒子邻域

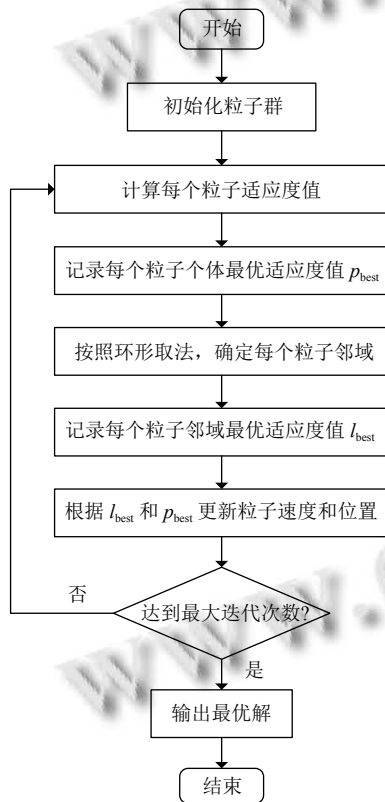


图5 局部粒子群算法优化流程图

步骤1. 设置算法参数. 对 BRB 需要优化的参数 $V = [\theta_k, \delta_i, \beta_{j,k}]^T$ 进行编码并设置约束条件, 设置算法种群数量 n 、最大迭代次数 G_{max} 、学习因子 c_1 和 c_2 .

步骤2. 初始化粒子群. 在式(9)–式(11)的约束条件范围内, 随机初始化种群中各粒子的速度和位置.

步骤3. 计算适应度值. 对于每个粒子, 通过适应度函数来计算适应度值, 并记录个体最优解 p_{best} 和其邻域所记录的最优解 l_{best} .

步骤4. 更新粒子速度和位置. 将标准 PSO 更新速度和位置的公式中的 g_{best} 改为 LPSO 的 l_{best} .

步骤5. 判断终止条件. 当达到了预设的最大迭代次数 G_{max} , 则终止迭代, 输出此时的领域最优解 l_{best} , 即可得到优化后的 BRB 参数; 否则返回步骤3继续搜索.

4 实例分析

4.1 实例背景

如上文所述, 装备战损等级评估的过程受6个因素的影响, 所以本文建立的 BRB-ER 评估模型只考虑此6类因素. 由于目前的装备战损数据有限, 仅以122榴弹炮、152加农榴弹炮和130加农炮为例, 建立战损等级评定置信规则库. 对战场损伤模拟试验数据进行整理, 筛选出120组训练样本, 根据各威胁对装备的毁伤作用效果, 组织有关专家对装备的损伤情况进行了评分, 具体评分标准如表2所列.

表2 装备损伤程度评分表

损伤程度	无损伤	轻损1	轻损2	中损	重损1	重损2	报废
评分标准	0–0.05	0.05–0.2	0.2–0.4	0.4–0.6	0.6–0.75	0.75–0.88	0.88–1
按照各损伤等级界定的评分范围, 根据修复损伤装备所需抢修备注资源(包括所需设备、设施、器材、人员、时间)的多少, 对装备的损伤程度进行评分							

4.2 置信规则库建立

根据战场损伤等级划分标准, 可采用有向无环图来构建装备战损等级评定的众仓决策模型, 如图6所示. 可以看出, 需要建立5个 BRB 对装备战损数据进行分类, 每条规则仅设计两个评价等级, 其推理结果只做出是与否的置信决策. 每个 BRB 在训练的过程中互不影响, 可以采用并行的策略同时进行训练. 实验环境为: Intel(R) Core(TM) UHD i7-8550U CPU @ 1.80 GHz 处理器、8 GB 内存, Windows 10 操作系统. 程序均在 Matlab 2020a 中实现.

随机选择100组样本作为训练数据, 设每个 BRB 的规则数均为4条, 在初始权重都相同的情况下, 等间隔输入规则参考值, 评价结果对应的置信度由专家给定, 得到初始置信规则库规则. 因篇幅原因, 初始置信

规则库在此不罗列. 利用本文提到的基于 LPSO 优化方法, 选择粒子种群个数为 100, 最大迭代次数为 50, 对参数进行训练后, 得到优化后 5 个 BRB 为表 3 至表 7 所示.

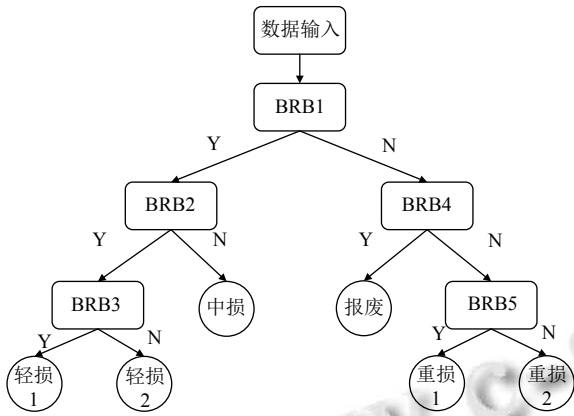


图 6 装备战损等级评定众仓决策模型图

表 3 置信规则库 1

编号	权重	规则输入						结果集	
		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	Y	N
1	1.000	低	0.049	-44.936	0.219	0	0	0.223	0.777
2	1.000	低	29.357	-44.936	359.471	0	0.988	0.999	0.001
3	1.000	高	29.910	44.945	359.471	1	0.988	0.499	0.501
4	1.000	高	29.982	44.945	359.471	2	0.988	0.174	0.826

表 4 置信规则库 2

编号	权重	规则输入						结果集	
		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	Y	N
1	0.797	低	0.850	-44.936	4.605	0	0.021	0.998	0.002
2	1.000	中	1.546	44.945	4.605	1	0.021	0.033	0.967
3	0.433	高	29.982	44.945	237.9	1	0.900	1.000	0.000
4	1.000	高	29.982	44.945	359.4	2	0.988	0.506	0.493

表 5 置信规则库 3

编号	权重	规则输入						结果集	
		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	Y	N
1	0.001	低	7.475	-44.321	4.605	0	0.025	0.893	0.107
2	0.983	中	16.579	44.125	7.847	2	0.292	0.260	0.739
3	0.300	中	18.482	44.125	7.847	2	0.292	0.530	0.470
4	0.350	高	29.982	44.125	356.627	1	0.988	0.843	0.156

表 6 置信规则库 4

编号	权重	规则输入						结果集	
		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	Y	N
1	0.371	低	0.048	-44.345	0.220	1	0.001	0.997	0.003
2	0.995	中	14.794	-42.644	355.963	2	0.937	0.049	0.950
3	0.001	高	23.511	44.595	355.963	2	0.954	0.317	0.683
4	0.474	高	25.474	44.595	355.963	0	0.983	0.911	0.088

表 7 置信规则库 5

编号	权重	规则输入						结果集	
		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	Y	N
1	0.154	中	0.113	-44.345	1.409	2	0.005	0	1
2	0.778	中	24.457	-44.345	355.963	1	0.983	0.999	0.001
3	1.000	中	25.108	-44.345	355.963	1	0.983	0.572	0.428
4	0.939	高	25.474	44.595	355.963	0	0.983	0.267	0.733

4.3 对比分析

将剩余的 20 组战损试验数据作为测试集, 利用本文提到的基于 LPSO 优化方法, 在相同的约束条件下与基于标准 PSO 参数优化方法作为比较对象, 分别对初始 BRB 进行参数优化训练, 得到测试结果如表 8.

表 8 评估结果对比 (%)

BRB 类型	准确度		
	训练数据集	测试数据集	总体准确度
初始 BRB	68	65	67.5
PSO-BRB	91	85	90.0
LPSO-BRB	97	95	96.7

根据结果可知, 初始 BRB 模型的评定准确度有所欠缺, 经过 PSO 优化后的 BRB 模型将评定结果的总体准确度提高到了 90%. LPSO-BRB 模型则是经过 LPSO 算法优化, 得到了准确度非常高的结果, 达到了 96.7%, 充分说明了所提战损评定模型的有效性.

为体现本文方法有效性, 同样针对战损评定问题, 利用相同的装备战损数据将本文方法和 BP 神经网络方法以及支持向量机方法进行对比. 首先建立 3 层 BP 神经网络, 输入层包含 6 个节点, 每个节点表示一种战损影响因素, 隐含层节点数则根据经验公式选取为 13, 输出层则为 1 个节点, 表示装备损伤程度的评估值, 根据评估值进而确定战损等级, 如图 7 所示. 将支持向量机应用于多分类问题, 一般使用 LibSVM 工具包^[18]进行解决, 本文设置核函数为径向基函数 (RBF 核函数), 使用网格搜索法确定参数 $c=11.3137$ 和 $g=0.125$.

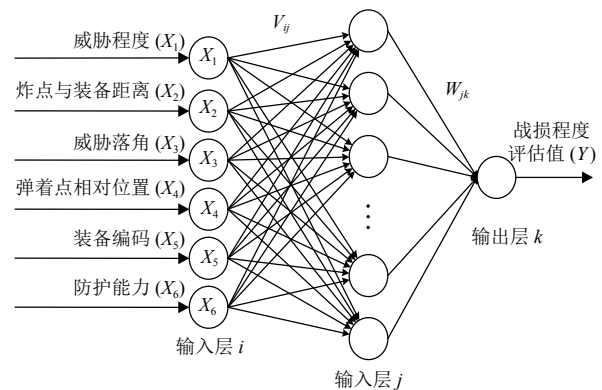


图 7 装备战损等级评定神经网络模型

3种方法针对测试集的战损评定结果如图8-图10所示,从图中可以看出BP神经网络方法有3个测试数据分类错误,评定准确率为85%;本文方法与支持向量机均只有一个测试数据分类错误,评定准确率为95%。

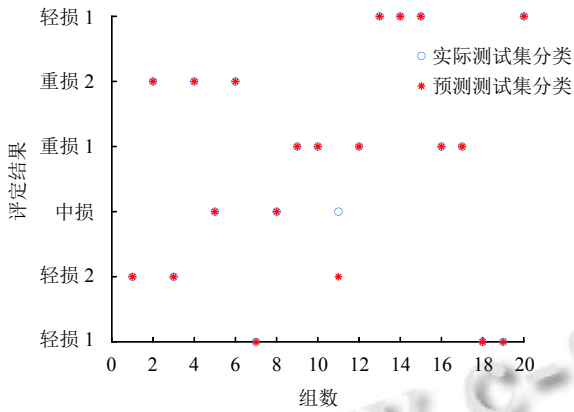


图8 优化的BRB的评定结果

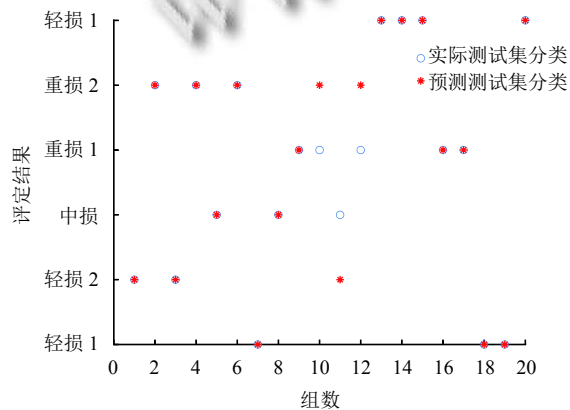


图9 BP神经网络的评定结果

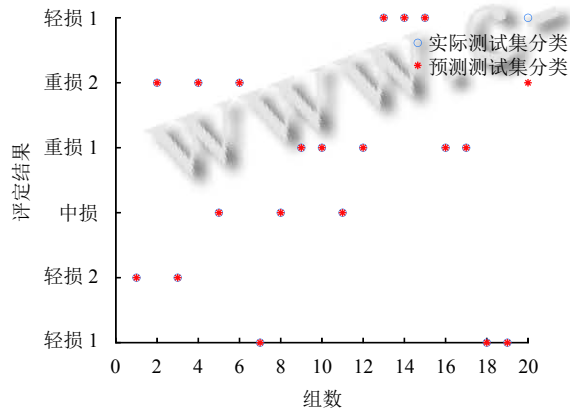


图10 SVM的评定结果

记录3种方法对测试数据的累积误差和MSE,分别见图11和图12。从图中可以看出,优化后的BRB评

定的误差要明显低于BP神经网络和SVM,可见在样本较少的情况下,本文所提方法的战损等级评定性能更好,具有更高的推理精度。

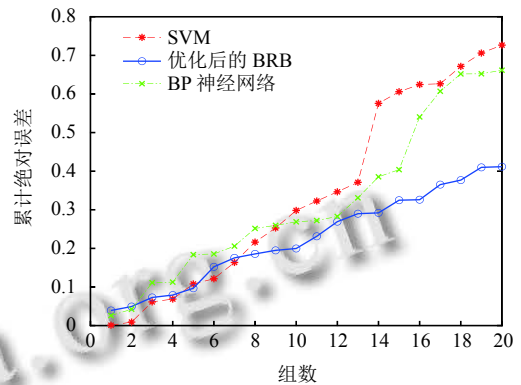


图11 不同方法的累积误差对比

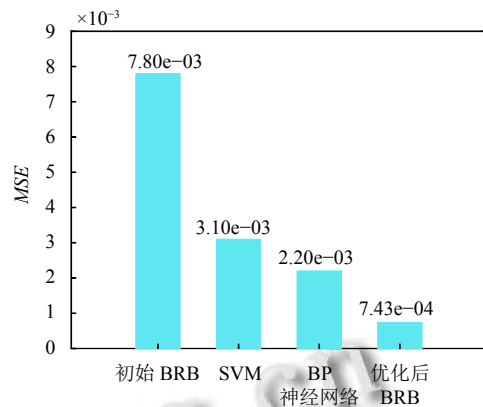


图12 不同方法的MSE对比

5 结语

本文基于多源信息处理过程中的数据融合以及不确定性推理方法,提出了一种新的装备战损等级评定方法。该方法综合利用装备战损数据和专家知识建立置信规则库,再通过证据推理算法对装备战损等级进行分类评估。针对初始置信规则库推理精度差的问题,利用局部粒子群算法对模型参数进行优化,并建立二择众仓决策模型,以此改进置信规则库推理性能。最后,根据某战损试验对该方法的有效性进行验证。研究表明,本文方法能够有效融合战损数据的定量信息和专家经验的定性知识,且无需大量统计数据也能够对装备战损等级进行准确评估。因此,本文方法是一种有效的装备战损等级评定方法,具有较大的应用价值和较强的适用性,进而为战场态势分析和指挥决策提

供可靠依据。

参考文献

- 1 宋明昌, 石全, 尤志锋, 等. 多信息源条件下战损部件恢复能力评估方法. 系统工程与电子技术, 2020, 42(11): 2538–2545. [doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2020.11.16]
- 2 Xia C, Lin L, Dong L. Battle damage level prediction on fuzzy theory and Bayesian method. Proceedings of the 5th International Conference on Robotics, Automation and Mechatronics. Qingdao: IEEE, 2011. 295–298. [doi: 10.1109/RAMECH.2011.6070499]
- 3 马晓明, 丁平, 晏卫东. 基于贝叶斯网络的舰船目标毁伤评估. 兵工自动化, 2016, 35(6): 72–75. [doi: 10.7690/bgzdh.2016.06.017]
- 4 韩城, 杨海燕, 马嘉呈. 基于贝叶斯网络的防空作战战损评估模型构建. 火力与指挥控制, 2018, 43(2): 36–40. [doi: 10.3969/j.issn.1002-0640.2018.02.008]
- 5 陈建海, 冯杰, 王志勇. 基于案例推理的装备战损评估专家系统. 舰船电子工程, 2009, 29(12): 45–48. [doi: 10.3969/j.issn.1627-9730.2009.12.012]
- 6 胡海峰, 王志明, 刘恒博. 一种快速评定通信设备战损等级的方法. 指挥控制与仿真, 2009, 31(3): 114–116. [doi: 10.3969/j.issn.1673-3819.2009.03.032]
- 7 Qi ZF, Liu QQ, Wang J, et al. Battle damage assessment based on an improved Kullback-Leibler divergence sparse autoencoder. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2017, 18(12): 1991–2000.
- 8 赵英俊, 宋文焦, 段楠楠, 等. 地空导弹装备战场损伤等级的综合指标评判. 火力与指挥控制, 2011, 36(1): 108–110, 117. [doi: 10.3969/j.issn.1002-0640.2011.01.028]
- 9 李军, 戚英华. 基于多目标多维模糊决策的装备战场损伤等级评定方法. 装甲兵工程学院学报, 2009, 23(3): 20–24. [doi: 10.3969/j.issn.1672-1497.2009.03.005]
- 10 石全, 王广彦, 胡起伟, 等. 装备战场损伤建模与仿真技术. 北京: 国防工业出版社, 2017.
- 11 Yang JB, Liu J, Wang J, et al. Belief rule-based inference methodology using the evidential reasoning approach-rimer. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 2006, 36(2): 266–285. [doi: 10.1109/TSMCA.2005.851270]
- 12 Chang LL, Zhou ZJ, You Y, et al. Belief rule based expert system for classification problems with new rule activation and weight calculation procedures. Information Sciences, 2016, 336: 75–91. [doi: 10.1016/j.ins.2015.12.009]
- 13 鱼蒙, 黄健, 孔江涛. 输入信息不完整的置信规则库推理方法. 哈尔滨工业大学学报, 2019, 51(4): 51–59. [doi: 10.11918/j.issn.0367-6234.201804076]
- 14 王韩杰, 杨隆浩, 傅仰耿, 等. 专家干预下置信规则库参数训练的差分进化算法. 计算机科学, 2015, 42(5): 88–93. [doi: 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.5.018]
- 15 李敏, 傅仰耿, 刘莞玲, 等. 置信规则库参数训练的布谷鸟搜索算法. 小型微型计算机系统, 2018, 39(6): 1149–1155. [doi: 10.3969/j.issn.1000-1220.2018.06.006]
- 16 苏群, 杨隆浩, 傅仰耿, 等. 基于变速粒子群优化的置信规则库参数训练方法. 计算机应用, 2014, 34(8): 2161–2165. [doi: 10.11772/j.issn.1001-9081.2014.08.2161]
- 17 杨英杰. 粒子群算法及其应用研究. 北京: 北京理工大学出版社, 2017.
- 18 Chen T, Ju SH, Ren F, et al. EEG emotion recognition model based on the LIBSVM classifier. Measurement, 2020, 164: 108047. [doi: 10.1016/j.measurement.2020.108047]