

## 基于信息融合的作战效能评估方法

周磊, 郑震山, 金惠明  
(海军装备研究院, 上海 200436)

**摘要:** 作战效能评估需面向不同的评估数据源, 例如仿真数据、专家评估数据以及实测数据等, 这些数据分别对应不同的评估准则, 有时甚至会包含相互矛盾的信息。因此如何有效地融合不同的数据源, 建立稳健的效能评估方法成为基于多源信息效能评估的关键问题之一。基于DS推理方法针对效能评估不同的信息源进行决策融合, 考虑到不同数据源之间可能存在的矛盾决策问题, 分别通过组合规则和证据源两个方面的修正, 建立了修正的DS证据推理融合算法。

**关键词:** 信息融合; DS推理; 稳健效能评估

**中图分类号:** TN391.9

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1671-637X(2015)07-0034-04

## An Effectiveness Evaluation Method Based on Information Fusion

ZHOU Lei, ZHENG Zhen-shan, JIN Hui-ming  
(Naval Academy of Armament, Shanghai 200436, China)

**Abstract:** Nowadays, there exist different data sources in combat effectiveness evaluation, such as simulation data, expert evaluation data, and measured data. The various data may contain different evaluation criteria, and even sometimes contain contradictory information. How to effectively fuse the different data sources to build up a robust effectiveness evaluation method has become one of the key problems in effectiveness evaluation. In this paper, different evaluation methods are used for different information sources and decision fusion is made based on DS reasoning. Considering that contradictory decisions may exist among different data sources, a revised DS evidence theoretical formula is established by revision of both the combination rule and evidence source. Thus a modified DS evidence reasoning is established.

**Key words:** information fusion; DS evidence reasoning; robust effectiveness evaluation

### 0 引言

作战效能是武器装备在规定的作战条件下完成规定作战任务的能力, 是武器装备论证中一项重要的工作。通常的武器装备效能评估方法主要有专家评价法、作战仿真法、解析法、指数法和试验统计法等<sup>[1]</sup>, 常用的数学工具包括层次分析(AHP)、模糊综合评估法、灰色白化权函数法、TOPSIS法、主成分分析(PCA)法、因子分析法、环比系数法、熵权法、极差最大化法等。

不同评估方法面对不同的评估问题和不同的评估数据源, 因此其评估结果各有优缺点<sup>[2]</sup>。专家评价法

主要是建立在专家经验与判断基础上, 其优点是简单易行, 缺点是评估受主观影响大; 作战仿真法则是通过对装备系统的建模与仿真, 通过设计仿真实验采集评估所需指标参数, 进而分析获得武器装备作战效能, 其优点是节省成本, 缺点是仿真系统的可信度难以保证。

事实上, 单一效能评估方法往往存在着评估不全面的问题, 因此, 作战效能评估的稳定性问题就成为一个需要解决的关键因素。针对这个问题, 文献[3-4]基于信息融合思想提出了一种旨在缩减这类风险的稳健评估方法, 其关键点是在数据层对专家数据以及仿真数据等多种评估数据源进行融合, 进而基于信念图和迭代获得最后的稳健评估结果; 文献[5]则通过模糊层次分析法和数据包络分析建立模糊稳健评估模型。

事实上, 不同的数据源代表了不同的知识, 有些知

收稿日期: 2014-08-18

修回日期: 2015-05-04

基金项目: 海装预研基金(1010801010101)

作者简介: 周磊(1979—), 男, 安徽黄山人, 硕士, 工程师, 研究方向为装备论证。

识之间差异比较大,甚至是矛盾的。例如仿真结果与专家知识有时就是相对的,因此很难将它们进行数据级的融合,然后进行统一的效能评估分析。对于某些模式识别问题,借鉴模式识别中的多分类器融合方法,研究发现:当存在多个特征向量,且这些特征向量之间的差异很大,甚至矛盾时,则难以采用单一分类器完成模式的识别和决策。另外,随着科学技术的发展,不同理论的分类算法也被大量提出,且算法性能不同;事实上,这些算法的误识集合相互交叉,即这些分类算法存在着一定的互补信息。基于此,文献[6]首先定义了多分类器融合的概念。随后,多分类器融合系统逐渐被广泛应用于模式识别领域<sup>[7]</sup>。

本文分别针对仿真数据和实际测试数据采用神经网络建立效能评估准则,不同指标的重要性通过网络系数表示,而对于专家知识,则采用层次分析法进行分析,以权向量来描述不同指标的属性。针对不同的效能评估准则,即相同效能评估指标体系框架但不同权系数的多个效能评估结果,基于 DS 推理进行融合,从而建立一个稳健的效能评估方法。

## 1 基于信息融合的效能评估方法

作战效能评估面向不同的评估数据源,例如仿真数据、专家信息,以及实测数据等。这些数据分别蕴涵了不同的评估准则,甚至有时这些准则是相互矛盾的。现有的处理方法包括:1) 不考虑数据源的区别,将不同的数据源直接混合进行后续的效能评估;2) 将这些数据源在评估之前进行加权融合,而权系数的选择则多根据经验给出。上述处理思路由于没有很好地考虑不同数据源的区别,因此其效能评估结果的有效性有待进一步提升。

为了有效地利用不同评估数据源,本文基于决策信息融合思想建立了一种稳健的效能评估方法。具体算法框架如图 1 所示,主要考虑这 3 类数据源的代表性和不同性。这 3 类数据源存在重要区别,专家意见直接代表专家的知识,这些知识是专家多年宝贵经验的积累;而仿真数据一定程度上也反映了评估问题的本质,但是由于仿真模拟与实际系统的不一致性,仿真模拟数据只能一定程度上反映一些细节问题,当然随着仿真系统准确性的进一步提升,其评估作用将会进一步加大。实际测试数据反映了测试战场环境下的实际使用情况,但是由于受到费用等条件的约束,无法获得大样本条件下覆盖全状态的实际测试数据,因此实际的测试数据也只能反映部分的武器效能问题。

正是由于上述原因,将不同数据源直接进行合并或者融合是不科学的,因此非常有必要对不同数据源

分别进行效能评估,其评估的结果代表了不同的决策知识。针对不同的决策知识,基于信息融合的思想进行合并,类似于采用多种治疗方法综合治疗一个复杂的病症,其效果一定会优于所谓的单一的灵丹妙药。

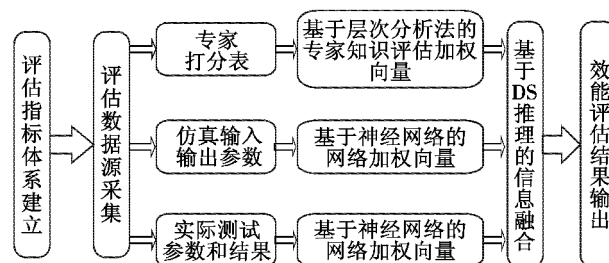


图 1 稳健效能评估框架

Fig. 1 The framework of robust effectiveness evaluation

具体步骤如下。

1) 评估指标体系的建立。首先进行评估需求分析,根据装备评估问题的具体对象进行定性影响因素分析,以获得待评估对象的评估指标体系,包括体系的架构层数、不同的分级指标等。

2) 评估数据源的采集。不同的数据源代表了不同的决策知识,因此条件允许的情况下应该进行多种数据的采集,以确保评估的公平性和稳健性。不失一般性,建议采集包括专家意见、仿真数据以及实际测试数据 3 类数据。其中,专家意见可以采用专家打分表的方法,具体可以采用德尔菲专家调查法采集专家意见;而仿真数据则需要基于仿真平台获得仿真数据,包括输入条件参数和输出作战效能参数。事实上,仿真平台的可信度就成为仿真平台建立的关键指标;实测数据则是需要进行实际武器作战的使用,最科学的评估方法是进行全状态的遍历实战测试,但是由于实际条件的约束,一般只能获得小样本的实测数据。

3) 针对专家打分表,可以采用包括层次分析法<sup>[8]</sup>、模糊层次分析法<sup>[9]</sup>等进行效能评估,其输出的结果为评估指标体系中不同评估指标的加权系数,设定为  $m_1(b_1, b_2, \dots, b_n)$ 。

4) 针对仿真和实测的输入输出数据,基于神经网络训练进行效能评估<sup>[10]</sup>,即针对输入输出数据,基于 RBF 神经网络进行结构训练,以获得收敛的网络结构,其中不同节点的权系数就代表不同的指标加权,分别设定为  $m_2(b_1, b_2, \dots, b_n), m_3(b_1, b_2, \dots, b_n)$ 。

5) 这 3 类数据源来自于不同的采集平台,相互之间是独立的。因此,可以采用修正的 DS 证据理论对 3 种效能评估的加权系数进行综合,以获得统一的效能评估结果。

本方法的特点是:1) 针对不同的数据源采用不同的效能评估算法;2) 不同数据源的效能评估结果基于

决策融合算法进行融合以获得统一的效能评估结果。

针对仿真数据和实际测试数据采用神经网络建立效能评估准则,不同指标的重要性通过网络系数表示;而对于专家知识,则采用层次分析法进行分析,以权向量来描述不同指标的属性。针对不同的效能评估准则,即相同指标结构但不同加权系数的效能评估指标体系,基于 DS 推理进行融合,从而建立一个稳健的效能评估方法。考虑到不同数据源之间可能存在的矛盾决策问题,分别通过组合规则和证据源两个方面的修正,建立修正的 DS 证据理论公式。针对组合规则修正,考虑冲突信息的特点,基于朴素平均思想,将冲突信息平均分配给各个命题以及未知领域(代表现有命题的补集);按照各个命题的平均支持程度作为证据源的可信度进行证据源加权平均修正,然后再利用修正的组合规则进行证据信息的融合。修正的 DS 证据理论将为效能评估提供一个稳健的评估方法。

## 2 修正的 DS 推理融合算法

1967 年 DEMPSTER 用多值映射得出了概率的上、下界,率先提出了证据理论<sup>[11]</sup>。1976 年经 SHAFER 推广逐步成为一种典型的不精确推理理论<sup>[12]</sup>,即 DS 证据理论。贝叶斯推理的基础是贝叶斯条件概率公式,其缺点是需要事先获得先验概率,而这一点在实际应用中是很难实现的。但是 DS 证据理论没有先验概率的前提条件,其推理公式简单,因此被广泛用来处理不确定数据,是对贝叶斯推理方法的重要推广。

证据冲突在实际信息融合中是不可避免和不能忽视的问题。DS 证据理论核心思想是对于证据中同一个目标置信度的逻辑与运算,具体包括:针对冲突信息按比例分配给各个焦点,针对非冲突信息进行归一化。

经典的 DS 证据理论存在悖论的缺陷,具体而言,当证据冲突严重时,尤其是出现 0/1 证据情况,将推理出有悖常理的结果。重要的修正方法包括组合规则和证据源的修正。YAGER 等人认为 DS 证据理论对高冲突信息组合出现悖论的原因是 DS 组合规则的数学不完善性,因此需要对冲突信息按照一定的规则重新分配;而 MURPHY 等人认为 DS 推理具有完美的数据基础,问题不是出在组合规则方面,而是获得数据源本身存在冲突。因此其处理思想是建议降低数据源的冲突信息量。

事实上,上述两个方面的原因都会导致悖论问题的出现,就像一个问题的两个方面,因此有必要从两个方面对 DS 证据理论进行修正和完善。

### 2.1 DS 证据理论

证据推理的理论基础是建立在一个非空集合  $\Theta$

上的, $\Theta$  称为辨识框架,由一些互斥且穷举的元素组成。对于问题域中任意命题  $A$ ,都应属于幂集  $2^\Theta$ 。在  $2^\Theta$  上定义基本概率赋值函数  $m:2^\Theta \rightarrow [0,1]$ , $m$  满足:

1)  $m(\emptyset) = 0$ ; 2)  $\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$ 。则称  $m$  为辨识框架  $\Theta$  上的基本信度赋值,即 mass 函数。 $m(A)$  表示证据支持命题  $A$  发生的程度,而不支持任何  $A$  的真子集。如果  $A$  为  $\Theta$  的子集,且  $m(A) > 0$ ,则称为证据的焦点,所有焦点的集合称为核。证据是由证据体  $(A, m(A))$  组成的,利用证据体可以定义  $2^\Theta$  上的信任函数 ( $Bel$ ) 与似真函数 ( $Pl$ )。

$$\begin{cases} Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) & \forall A \subseteq \Theta \\ Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B) \end{cases} \quad (1)$$

信任函数  $Bel(A)$  表示全部给予命题  $A$  的支持程度,似真函数  $Pl(A)$  表示不反对命题  $A$  的程度,  $[Bel(A), Pl(A)]$  构成证据不确定区间,表示证据的不确定程度。

Dempster 组合规则反映了证据的联合作用,定义如下:设统一辨识框架上的两个独立证据体,其相应的 mass 函数分别为  $m_1$  及  $m_2$ ,焦点分别为  $A_1, \dots, A_k$  和  $B_1, \dots, B_l$ ,则组合后的证据  $m = m_1 \oplus m_2$  计算可得

$$m(A) = \begin{cases} \frac{1}{1-k} \sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) m_2(B_j) & A \neq \emptyset \\ 0 & A = \emptyset \end{cases} \quad (2)$$

式中, $k = \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i) m_2(B_j)$  代表冲突项,体现了不同证据对于命题的不相容程度的大小,即经典冲突系数。

对于式(2),当  $k=1$  时表示证据矛盾,进而导致式(2)不可用。当  $k \rightarrow 1$  时表示证据高度冲突,进而导致悖论,最著名的就是“Zadeh 悖论”。因此,有必要对 DS 证据理论进行修正。

### 2.2 DS 证据理论第一类改进组合规则平均修正

文献[4]认为 DS 证据理论对高冲突信息组合出现悖论的原因是 DS 组合规则的数学不完善性,因此需要对冲突信息按照一定的规则重新分配,即全部赋予未知领域,而对于不冲突证据仍采用 DS 组合规则合成;文献[6]认为冲突证据也是可用的,通过引入证据可信度概念,对冲突性证据采用加权和平均再分配,而非完全分配给未知项;文献[7]认为证据可信度存在主观随意性,把支持证据冲突的概率按各个命题的平均支持程度加权进行重新分配。

针对组合规则修正,考虑冲突信息的特点,基于朴素平均思想,将冲突信息进行二次分配。具体针对识别系统,则将冲突信息平均分配给各个命题以及未知领域(代表现有命题的补集)。

$$m(A) = \begin{cases} \sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) m_2(B_j) + \frac{k}{n+1} & A \neq \emptyset, A \neq \Theta \\ \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i) m_2(B_j) + \frac{k}{n+1} & A = \Theta \\ 0 & A = \emptyset \end{cases} \quad (3)$$

而针对效能评估领域,则将冲突信息平均分配给各个命题

$$m(A) = \begin{cases} \sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) m_2(B_j) + \frac{k}{n} & A \neq \emptyset, A \neq \Theta \\ 0 & A = \emptyset, A = \Theta \end{cases} \quad (4)$$

### 2.3 DS 证据理论第二类改进证据源加权修正

Murphy 等人认为 DS 推理具有完美的数据基础,问题不是出在组合规则方面,而是获得数据源本身存在冲突,因此其处理思想是建议降低数据源的冲突信息量。Murphy 算法基于平均分配思想,即平均分配给每个证据源相同权重。考虑到平均分配思想的不合理性,文献[10]提出有效因子,文献[11]引入专家权威以反映证据源的可靠性,但所有上述这些修正方法只能适合特殊的情况,并不能从根本上有解决 Murphy 算法所固有的问题。Murphy 算法加权公式为

$$q(A) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i(A) \quad (5)$$

假定修正前的原始概率为  $m_1(A), m_1(B), m_1(C)$ , 如果其中有 0 值则进行修正;如果全部不为 0,则报此原概率值。不失一般性,假定  $m_1(B) = 0$  修正后的概率为  $m_2(A), m_2(B), m_2(C)$ 。则满足如下修正公式:

$$\begin{cases} m_1'(A) = (m_1(A) + \min\{m_1(A), m_1(C)\}) \cdot q(A) \\ m_1'(B) = (m_1(B) + \min\{m_1(A), m_1(C)\}) \cdot q(B) \\ m_1'(C) = (m_1(C) + \min\{m_1(A), m_1(C)\}) \cdot q(C) \end{cases} \quad (6)$$

上述修正意义:消除 0 原始概率的影响,基于平均支持程度进行加权修改原始概率。基于修改后的概率  $m_2(A), m_2(B), m_2(C)$ , 然后采用修正的 DS 合成进行证据的最终合成,即

$$\begin{cases} m_2(A) + m_2(B) + m_2(C) = 1 \\ m_1'(A) + m_1'(B) + m_1'(C) = Z \\ m_2(A) = \frac{m_1'(A)}{Z} \\ m_2(B) = \frac{m_1'(B)}{Z} \\ m_2(C) = \frac{m_1'(C)}{Z} \end{cases} \quad (7)$$

### 2.4 Zadeh 悖论讨论

设识别框架  $\Theta = \{A, B, C\}$ , 证据支持度如表 1 所示。不同证据理论算法结果如表 2 所示。

表 1 证据支持度

Table 2 Evidence support

	$m(A)$	$m(B)$	$m(C)$
1	0.99	0.01	0
2	0	0.01	0.99

表 2 不同算法融合结果

Table 2 Fusion results for each evidence formula

合成方法	$k$	$k'$	$m(A)$	$m(B)$	$m(C)$	$m(\emptyset)$
DS 公式	0.9999	0	1	0	0	0
Yager 公式	0.9999	0	0.0001	0	0.9999	0.9999
本文式(1)	0.9999	0.3333	0.3334	0.3333	0	0
Murphy 公式		0.50985	0.4999	0.0002	0.4999	0
本文式(2)		0.9804	0.4999	0.0002	0.4999	0

设识别框架  $\Theta = \{A, B, C\}$ , 现有两条证据如表 3 所示,不同证据理论算法结果如表 4 所示。

表 3 证据支持度

Table 3 Evidence support

	$m(A)$	$m(B)$	$m(C)$
1	0.98	0.01	0.01
2	0	0.01	0.99

表 4 不同融合结果

Table 4 Fusion results for different evidence formula

合成方法	$k$	$k'$	$m(A)$	$m(B)$	$m(C)$	$m(\emptyset)$
DS 公式	0.99	0	0.01	0.99	0	0
Yager 公式	0.99	0	0.0001	0.0099	0.99	0.99
本文式(1)	0.99	0.33	0.3301	0.3399		
Murphy 公式		0.5098	0.4898	0.0002	0.51	0
本文式(2)		0.9805	0.4924	0.0002	0.5074	0

分析:由于 DS 公式推理中,不一致因子  $k$  趋近于 1 表示证据高度冲突,合成之后各命题基本概率为:  $m(A) = 0, m(B) = 1, m(C) = 0$ , 即无论 A, C 的支持率多高, B 的支持率多低,融合结果则是 B 的支持率为 1, 而 A, C 则始终为 0, 导致“一票否决”的悖论。

导致悖论的根本原因是不同证据组合过程中空集的概率并不为零,而实际上则是直接等于零所导致。第一类改进方法通过对冲突概率进行平均二次分配,所得到的结论是保持对所用证据的支持,进一步确认有待新测量信息的补充,而这与实际情况是相一致的;第二类改进方法则是通过消除 0 概率,也一定程度上消除了“一票否决”的不合理推理结论。

## 3 结束语

本文重点考虑了不同证据推理下的信息融合方法,尤其面对矛盾的信息源,本文在经典 DS 推理算法的基础上,分别通过组合规则和证据源两个方面的修正,建立修正的 DS 证据理论公式。两个典型悖论的推理分析有效地验证了修正推理算法的稳健性。

(下转第 47 页)

- duction to unmanned air vehicle route planning methods [J]. *Flight Dynamics*, 2010, 28(2):6-10. )
- [4] CLERC M, KENNEDY J. The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multi-dimensional complex space [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(1):58-73.
- [5] 焦巍,刘光斌,张金生,等. 基于粒子群算法的地磁匹配航迹规划[J]. *系统工程理论与实践*, 2010, 30(11):2106-2111. (JIAO W, LIU G B, ZHANG J S, et al. Geomagnetic matching path planning based on PSO algorithm [J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2010, 30(11):2106-2111. )
- [6] 焦巍,刘光斌,张金生,等. 基于免疫粒子群算法的地磁特征区域选择[J]. *宇航学报*, 2010, 31(6):1547-1551. (JIAO W, LIU G B, ZHANG J S, et al. Immune PSO algorithm-based geomagnetic characteristic area selection [J]. *Journal of Astronautics*, 2010, 31(6):1547-1551. )
- [7] 傅阳光,周成平,丁明跃. 基于混合量子粒子群优化算法的三维航迹规划[J]. *宇航学报*, 2010, 31(12):2657-2664. (FU Y G, ZHOU C P, DING M Y. 3-D route planning based on hybrid quantum-behaved particle swarm optimization [J]. *Journal of Astronautics*, 2010, 31(12):2657-2664. )
- [8] 李士勇,李盼池. 量子搜索及量子智能优化研究进展[J]. *计算机测量与控制*, 2009, 17(7):1239-1242. (LI S Y, LI P C. Progress of quantum search and quantum intelligent optimization [J]. *Computer Measurement & Control*, 2009, 17(7):1239-1242. )
- [9] 李士勇,李盼池. 求解连续空间优化问题的量子粒子群算法[J]. *量子电子学报*, 2007, 24(5):569-574. (LI S Y, LI P C. Quantum particle swarms algorithm for continuous space optimization [J]. *Chinese Journal of Quantum Electronics*, 2007, 24(5):569-574. )
- [10] 王凌. 量子进化算法研究进展[J]. *控制与决策*, 2008, 23(12):1321-1326. (WANG L. Advances in quantum-inspired evolutionary algorithms [J]. *Control and Decision*, 2008, 23(12):1321-1326. )
- [11] 钱洁,郑建国,张超群,等. 量子进化算法研究现状综述[J]. *控制与决策*, 2011, 26(3):321-331. (QIAN J, ZHENG J G, ZHANG C Q, et al. Reviews of current studying progress on quantum evolutionary computation [J]. *Control and Decision*, 2011, 26(3):321-331. )

(上接第37页)

### 参考文献

- [1] 董尤心. 效能评估方法研究[M]. 北京:国防工业出版社, 2009. (DONG Y X. Research on effectiveness evaluation methods [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2009. )
- [2] 朱宝鏊,朱荣昌,熊笑非. 作战飞机效能评估[M]. 北京:航空工业出版社, 2006. (ZHU B L, ZHU R C, XIONG X F. Fighter plane effectiveness assessment [M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2006. )
- [3] 黄炎焱,杨峰,王维平,等. 一种武器装备作战效能稳健评估方法研究[J]. *系统仿真学报*, 2007, 19(20):4629-4633. (HUANG Y Y, YANG F, WANG W P, et al. Research on robust evaluation methodology of weapon equipment operational effectiveness [J]. *Journal of System Simulation*, 2007, 19(20):4629-4633. )
- [4] 石福丽,朱一凡,李超,等. 军事通信网络效能评估中的多数据源融合方法[J]. *火力与指挥控制*, 2012, 37(7):18-23. (SHI F L, ZHU Y F, LI C, et al. Multiple data sources fusion method for effectiveness evaluation of military communication network [J]. *Fire Control & Command Control*, 2012, 37(7):18-23. )
- [5] CHIANG T A, CHE Z H. A fuzzy robust evaluation model for selecting and ranking NPD projects using Bayesian belief network and weight-restricted DEA [J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(11):7408-7418.
- [6] SUEN C Y, NADAL C, MAI T A, et al. Recognition of totally uncons-trained handwriting numerals based on the concept of multiple experts [C]//Proceeding of 1st International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition, Montreal, 1990:131-143.
- [7] HUANG Y S, SUEN C Y. A method of combining multiple experts for the recognition of unconstrained handwritten numerals [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, 7(1):90-94.
- [8] 杜栋,庞庆华,吴炎. 现代综合评价方法与案例精选[M]. 北京:清华大学出版社, 2008. (DU D, PANG Q H, WU Y. Modern comprehensive assessment method and case selection [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2008. )
- [9] 张吉军. 模糊层次分析法[J]. *模糊系统与数学*, 2000, 14(2):80-88. (ZHANG J J. Fuzzy analytical hierarchy process [J]. *Fuzzy Systems and Mathematics*, 2000, 14(2):80-88. )
- [10] 白炜,鞠儒生,邱晓刚. 基于RBF神经网络的作战效能评估方法[J]. *系统仿真学报*, 2008, 20(23):6391-6394. (BAI W, JU R S, QIU X G. Evaluation method of combat effectiveness based on RBF neural network [J]. *Journal of System Simulation*, 2008, 20(23):6391-6394. )
- [11] 李弼程,王波,魏俊,等. 一种有效的证据理论合成公式[J]. *数据采集与处理*, 2002, 17(1):33-36. (LI B C, WANG B, WEI J, et al. An efficient combination rule of evidence theory [J]. *Journal of Data Acquisition & Processing*, 2002, 17(1):33-36. )
- [12] CATHERINE K M. Combining belief functions when evidence conflicts [J]. *Decision Support Systems*, 2000, 29(1):1-9.