

基于 Vague 集的潜艇威胁目标类型判别方法

肖汉华^a, 徐彬^b

(海军潜艇学院,a. 作战指挥系; b. 航海观通系,山东 青岛 266042)

摘要: 将 Vague 集理论引入到潜艇威胁目标类型判别问题中,建立了基于 Vague 集理论的潜艇威胁目标类型判别系统模型。通过满足表征目标类型隶属程度的特征参数 Vague 集与正负理想 Vague 集的最近最远距离来确定特征参数的影响权重,进一步利用特征参数 Vague 集与正负理想 Vague 集的加权距离来获得与各目标类型的贴近度值,据此来进行目标类型判别。仿真实例验证了该方法的有效性和可信度。

关键词: 潜艇; 威胁目标; 判别方法; Vague 集; 贴近度

中图分类号: U674.7 文献标志码: A 文章编号: 1671-637X(2015)04-0075-04

Vague Set Based Identification of Type of Threats to Submarines

XIAO Han-hua^a, XU Bin^b

(Naval Submarine Academy, a. Combat Command Department;
b. Navigation and Communication Department, Qingdao 266042, China)

Abstract: The Vague sets theory was introduced into identification of types of threats to submarine, and a system model was established to identify the types of threats. The affecting weights were obtained from nearest and farthest Vague distances between characteristic parameter vague set of depicting membership degree for threat targets and positive-and-negative Vague sets. The approach degree derived from weighted Vague distance between characteristic parameter vague set and ideal positive-and-negative Vague sets was used to judge the threat target type. A simulation example shows the effectiveness and credibility of the method.

Key words: submarine; threat targets; identification method; Vague set; approach degree

0 引言

潜艇威胁目标类型的判别是潜艇综合决策的基础性工作,其任务就是综合潜艇传感器获得的各类目标特征参数信息,通过数据融合和综合分析得出潜艇威胁目标类型,为后续的战术决策提供参考。海洋环境复杂性、多变性和潜艇传感器感知精度等因素的影响使得潜艇传感器感知的威胁目标特征参数具有很大的不确定性^[1]。Fuzzy 集和 Vague 集都可以用来描述不确定信息,但是 Fuzzy 集的隶属度是一个单值,它不能同时表达支持与反对的证据^[2],而 Vague 集则同时考虑了非空集元素隶属度与非隶属度两方面的信息^[3],这使得 Vague 集在处理不确定信息时具有更强的表达

能力,在目标识别^[4-5]、作战效能评估^[6-7]和目标威胁评估^[8-10]等领域得到广泛应用。

本文将 Vague 集理论用于潜艇威胁目标类型的判别问题,充分利用了潜艇传感器获得的威胁目标的不确定特征参数信息。通过建立表征威胁目标类型隶属程度的潜艇传感器特征参数 Vague 集,并利用其与正负理想 Vague 集的加权距离来获得特征参数与各目标类型的贴近度大小,进而进行潜艇威胁目标类型的判别,并讨论了各特征参数的影响权重值的求取方法。最后,通过实例分析验证了本文提出方法的有效性。

1 Vague 集基本理论

设 X 是一个对象空间(论域),对于 $\forall x \in X$, X 上的 Vague 集 A 由一个隶属度函数 $t_A(x)$ 和一个非隶属度函数 $f_A(x)$ 所描述,其中

$$t_A(x) : X \rightarrow [0,1], f_A(x) : X \rightarrow [0,1] \quad (1)$$

对于 $\forall x \in X$, $t_A(x)$ 是由支持 $x \in X$ 的证据所导出的隶

属度的下界, $f_A(x)$ 是由反对 $x \in X$ 的证据所导出的隶属度的下界, 且 $t_A(x) + f_A(x) \leq 1$ 。元素 x 在 Vague 集 A 中的隶属度被区间值 $v(x) = [t_A(x), 1 - f_A(x)]$ 所界定, 称 $v(x)$ 为 A 上的 Vague 数, 简写为 $v = [t, 1 - f]$ 。 $h_A(x) = 1 - t_A(x) - f_A(x)$ 为 x 对 Vague 集 A 的犹豫度, 它是 x 不确定性的度量。

由 Vague 集定义可知, Vague 集具有同时表达对信息的确定程度和否定程度能力, 在处理潜艇威胁目标不确定信息时更具有优势。例如, 潜艇声纳获得的威胁目标的螺旋桨转速是一个大致转速, 潜艇威胁目标类型的螺旋桨转速通常是一个区间, 不同威胁类型的螺旋桨转速区间可能存在重叠的情况, 使得所获得的未知目标的螺旋桨转速对于某类目标在具有确定程度的同时也有一定的否定程度, 而 Fuzzy 集等常用的不确定信息处理方法不能全面表征此类不确定目标信息, Vague 集则可以较全面地表征此类不确定信息, 使其在处理潜艇威胁目标判型问题上更具优势。

设 Vague 集 $A = [t_A(x), 1 - f_A(x)]$, $B = [t_B(x), 1 - f_B(x)]$, $h_A(x) = 1 - t_A(x) - f_A(x)$, $h_B(x) = 1 - t_B(x) - f_B(x)$, 文献[11]定义了 Vague 集 A, B 的距离为
 $d(A, B) = \sqrt{\frac{1}{3}[(t_A(x) - t_B(x))^2 + (f_A(x) - f_B(x))^2 + (h_A(x) - h_B(x))^2]}$

$d(A, B)$ 越小, 表明 Vague 集 A, B 表示的目标类型距离越近, 两目标类型相似度越高。

2 基于 Vague 集的威胁目标类型判别

2.1 潜艇威胁目标判别系统模型

基于 Vague 集的潜艇威胁目标判决方法就是将潜艇传感器测得的刻画威胁目标类型的特征参数对于各目标类型的隶属程度用 Vague 集来表达^[11], 在各目标类型中选择最接近该目标类型的决策过程。

假设潜艇威胁目标判别系统中包含有 m 个判别目标类型, 记为 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_m\}$, 其中, 每种威胁目标类型可以用 n 个不同的特征参数来进行描述, 记为 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ 。设通过潜艇传感器测得 n 个不同的特征参数对 P_j 类型目标的刻画程度可用 Vague 集表示成为如下的 Vague 集矩阵

$$V = \begin{bmatrix} [t_{11}, 1 - f_{11}] & [t_{12}, 1 - f_{12}] & \cdots & [t_{1m}, 1 - f_{1m}] \\ [t_{21}, 1 - f_{21}] & [t_{22}, 1 - f_{22}] & \cdots & [t_{2m}, 1 - f_{2m}] \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ [t_{n1}, 1 - f_{n1}] & [t_{n2}, 1 - f_{n2}] & \cdots & [t_{nm}, 1 - f_{nm}] \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中, t_{ij} 和 f_{ij} 分别表示第 i 种特征参数对于 P_j 类型目标

的确定程度和否定程度, 而 $h_{ij} = 1 - t_{ij} - f_{ij}$ 表示特征参数 i 对于 P_j 类型目标的不确定程度, $t_{ij} + f_{ij} \leq 1$, $t_{ij} \leq 1$, $f_{ij} \leq 1$, $i = 1, 2, \dots, n$, $j = 1, 2, \dots, m$ 。

如果特征参数 i 对目标类型 P_j 的确定程度为完全确定, 则其 Vague 值表示为 $[t_{ij}, 1 - f_{ij}, h_{ij}] = [1, 1, 0]$, 则对于 n 个特征参数来讲, 这种完全确定状态可表示成为 $S^+ = \{S_1[1, 1, 0], S_2[1, 1, 0], \dots, S_n[1, 1, 0]\}$ 。反之, n 个特征参数对于目标类型 P 的完全否定状态可以表示成为 $S^- = \{S_1[0, 0, 0], S_2[0, 0, 0], \dots, S_n[0, 0, 0]\}$ 。如果利用未知目标特征参数与完全确定或完全否定状态的 Vague 集距离来进行目标类型的判别, 则易忽视实际目标特征参数 Vague 集中包含的不确定信息, 这里采用正、负理想 Vague 集向量, 其表达式为

$$\begin{cases} S^+ = \{S_1[t_i^+, f_i^+, h_i^+], S_2[t_i^+, f_i^+, h_i^+], \dots, S_n[t_i^+, f_i^+, h_i^+]\} \\ t_i^+ = \max_{j=1, \dots, m} \{t_{ij}\} \quad i = 1, 2, \dots, n \\ f_i^+ = \min_{j=1, \dots, m} \{f_{ij}\} \quad i = 1, 2, \dots, n \\ h_i^+ = \min_{j=1, \dots, m} \{h_{ij}\} \quad i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} S^- = \{S_1[t_i^-, f_i^-, h_i^-], S_2[t_i^-, f_i^-, h_i^-], \dots, S_n[t_i^-, f_i^-, h_i^-]\} \\ t_i^- = \min_{j=1, \dots, m} \{t_{ij}\} \quad i = 1, 2, \dots, n \\ f_i^- = \max_{j=1, \dots, m} \{f_{ij}\} \quad i = 1, 2, \dots, n \\ h_i^- = \max_{j=1, \dots, m} \{h_{ij}\} \quad i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (5)$$

式中: S^+ 表示正理想 Vague 集向量; S^- 表示负理想 Vague 集向量。

2.2 威胁目标类型特征参数权值的确定

在潜艇威胁目标类型的判别过程中, 潜艇传感器获得的各类目标特征参数对于威胁目标类型判别的贡献是不一样的, 因此需要对各类目标特征参数进行加权处理。若令权重向量为 $W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$, 则由式(2)可以进一步得到潜艇传感器特征参数对 P_j 类型威胁目标刻画程度的 Vague 集向量 $S^j = \{S_1[t_{ij}, f_{ij}, h_{ij}], S_2[t_{ij}, f_{ij}, h_{ij}], \dots, S_n[t_{ij}, f_{ij}, h_{ij}]\}$ 与正、负理想 Vague 集向量 S^+ 和 S^- 的加权距离表达式, 即

$$d(S^j, S^+) =$$

$$\sqrt{\frac{1}{3} \sum_{i=1}^n w_i [(t_{ij} - t_i^+)^2 + (f_{ij} - f_i^+)^2 + (h_{ij} - h_i^+)^2]} \quad (6)$$

$$d(S^j, S^-) =$$

$$\sqrt{\frac{1}{3} \sum_{i=1}^n w_i [(t_{ij} - t_i^-)^2 + (f_{ij} - f_i^-)^2 + (h_{ij} - h_i^-)^2]} \quad (7)$$

式中, w_i 表示潜艇传感器获得的目标特征参数 i 的权重。描述威胁目标类型的潜艇传感器特征参数的权重向量应该是各个特征参数在潜艇威胁目标判别系统中相对重要性的反映, 而实际获得的刻画程度 P_j 类型目标的特征参数表示的 Vague 集矩阵中已经包括了权重

的分配信息。因此,权重向量 \mathbf{W} 可以通过使得描述威胁目标类型特征参数的 Vague 集向量与正理想 Vague 集向量的距离最近,而与负理想 Vague 集向量的距离最远的方式来求得。在这里引入如下单目标规划模型

$$\begin{cases} \max[k_1 \sum_{j=1}^m d(\mathbf{S}^j, \mathbf{S}^-) - k_2 \sum_{j=1}^m d(\mathbf{S}^j, \mathbf{S}^+)] \\ \sum_{i=1}^n w_i^2 = 1 \quad w_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (8)$$

式中,参数 k_1, k_2 分别表示特征参数的 Vague 集向量与正、负理想 Vague 集向量之间的距离在权重求取中的影响系数, $0 \leq k_1 \leq 1, 0 \leq k_2 \leq 1, k_1 + k_2 = 1$ 。通过构造拉格朗日函数,求取该函数极值点时的权重向量,进一步可得到归一化的权重为

$$w_i = \frac{\sum_{j=1}^m (k_1 d_{ij}^- - k_2 d_{ij}^+)}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (k_1 d_{ij}^- - k_2 d_{ij}^+)} \quad (9)$$

式中: $d_{ij}^- = (t_{ij} - t_i^-)^2 + (f_{ij} - f_i^-)^2 + (h_{ij} - h_i^-)^2; d_{ij}^+ = (t_{ij} - t_i^+)^2 + (f_{ij} - f_i^+)^2 + (h_{ij} - h_i^+)^2; i = 1, 2, \dots, n$ 。

2.3 潜艇威胁目标类型判别方法

通过前面求得的权重向量,利用式(6)、(7)可以得到潜艇传感器特征参数对 P_j 类型威胁目标刻画程度的 Vague 集向量与正、负理想 Vague 向量集的加权距离 $d(\mathbf{S}^j, \mathbf{S}^+), d(\mathbf{S}^j, \mathbf{S}^-), d(\mathbf{S}^j, \mathbf{S}^+)$ 越小并且 $d(\mathbf{S}^j, \mathbf{S}^-)$ 越大,表明该威胁目标判定为该种目标类型的确定性就越大,而其否定性越小,进一步引入贴近度函数^[10]

$$\eta_j = \frac{d(\mathbf{S}^j, \mathbf{S}^-)}{d(\mathbf{S}^j, \mathbf{S}^-) + d(\mathbf{S}^j, \mathbf{S}^+)} \quad j = 1, 2, \dots, m。 \quad (10)$$

贴近度 η_j 越大表明潜艇发现的威胁目标属于该种类型目标的可能性就越大,因此,通过对 m 个贴近度进行排序即可进行威胁目标类型的判别。

3 仿真实例

潜艇可能遭遇的威胁目标主要有航母、巡洋舰、驱

逐舰、护卫舰、核潜艇、常规潜艇、小型水面舰艇、运输船和商船等 9 类^[1]。但是考虑到潜艇实际判型的可能和需要,从识别概率和传感器测量精度要求出发可将以上 9 类基本目标类型进行简化处理,分为大型舰船(航母、巡洋舰),中型舰船(驱逐舰、护卫舰),小型舰船,潜艇(核潜艇、常规潜艇),非战斗舰船(运输船、商船)5 类目标类型。这样可以得到潜艇威胁目标类型的集合为 $P = \{\text{大型舰船 } P_1, \text{ 中型舰船 } P_2, \text{ 小型舰船 } P_3, \text{ 潜艇 } P_4, \text{ 非战斗船 } P_5\}$ 。

在目标探测中,潜艇通常通过水声传感器获得威胁目标的螺旋桨噪声频率、周期和转数等特征参数信息,据此来进行目标类型的判别。另外,上级的敌情通报信息也是潜艇确认威胁目标类型的重要信息来源。在这里,将潜艇的威胁目标判决的特征参数集定义为: $S = \{\text{频率 } S_1, \text{ 周期 } S_2, \text{ 脉宽 } S_3, \text{ 音色 } S_4, \text{ 螺旋桨转速 } S_5, \text{ 主机类型 } S_6, \text{ 回波特性 } S_7, \text{ 航速 } S_8, \text{ 敌情通报 } S_9\}$ 。

通过与水声数据库样本信息比较或由该领域专家经验,可以得到潜艇传感器测得的威胁目标特征参数对于各目标类型特征参数隶属程度的 Vague 集数据,如表 1 所示。例如,表 1 中第一项数据 [0.11, 0.30] 表示威胁目标螺旋桨噪声频率属于大型舰船螺旋桨噪声频率的确定程度为 0.11, 否认程度为 0.70, 不确定程度为 0.19。利用式(4)、(5)可以得到正、负理想 Vague 集向量 \mathbf{S}^+ 和 \mathbf{S}^- 分别为: $\mathbf{S}^+ = \{S_1[0.43, 0.20, 0.10], S_2[0.70, 0.02, 0.19], S_3[0.34, 0.35, 0.07], S_4[0.59, 0.18, 0.11], S_5[0.43, 0.27, 0.09], S_6[0.55, 0.13, 0.13], S_7[0.42, 0.21, 0.13], S_8[0.40, 0.19, 0.09], S_9[0.36, 0.23, 0.12]\}; \mathbf{S}^- = \{S_1[0.10, 0.70, 0.70], S_2[0.14, 0.63, 0.34], S_3[0.17, 0.68, 0.48], S_4[0.21, 0.47, 0.48], S_5[0.19, 0.49, 0.45], S_6[0.12, 0.47, 0.52], S_7[0.11, 0.52, 0.65], S_8[0.19, 0.65, 0.54], S_9[0.00, 0.88, 0.41]\}$ 。

表 1 潜艇威胁目标信息的 Vague 集数据

Table 1 Vague set data for information of the threats to submarine

	目标类型				
	大型舰船 P_1	中型舰船 P_2	小型舰船 P_3	潜艇 P_4	非战斗舰 P_5
频率 S_1	[0.11, 0.30]	[0.43, 0.65]	[0.22, 0.32]	[0.24, 0.80]	[0.10, 0.80]
周期 S_2	[0.14, 0.42]	[0.70, 0.98]	[0.18, 0.37]	[0.31, 0.65]	[0.23, 0.56]
脉宽 S_3	[0.24, 0.32]	[0.34, 0.41]	[0.26, 0.60]	[0.25, 0.63]	[0.17, 0.65]
音色 S_4	[0.59, 0.82]	[0.42, 0.53]	[0.34, 0.55]	[0.28, 0.76]	[0.21, 0.58]
转速 S_5	[0.43, 0.52]	[0.38, 0.73]	[0.25, 0.51]	[0.30, 0.56]	[0.19, 0.64]
主机类型 S_6	[0.23, 0.55]	[0.55, 0.68]	[0.33, 0.53]	[0.12, 0.55]	[0.35, 0.87]
回波特性 S_7	[0.38, 0.70]	[0.39, 0.52]	[0.42, 0.77]	[0.14, 0.79]	[0.11, 0.48]
航速 S_8	[0.24, 0.49]	[0.40, 0.69]	[0.26, 0.35]	[0.29, 0.81]	[0.19, 0.73]
敌情通报 S_9	[0.15, 0.50]	[0.35, 0.64]	[0.14, 0.51]	[0.00, 0.12]	[0.36, 0.77]

取 $k_1 = 0.8, k_2 = 0.2$, 利用式(9)可求得权重向量 $\mathbf{W} = \{0.168, 0.055, 0.145, 0.061, 0.063\}$,

0.0915, 0.1298, 0.1018, 0.1826, 再分别利用式(6)、(7)、(10)可以求得特征参数对 P_j 类型威胁目标

刻画程度的 Vague 集向量与正、负理想 Vague 向量集的加权距离 $d(S^j, S^+)$, $d(S^j, S^-)$ 和对目标各类型的贴近度 η_j , 如表 2 所示。

表 2 潜艇威胁目标类型判别结果

Table 2 Judging results of threat target type

目标类型					
大型舰船 P_1	中型舰船 P_2	小型舰船 P_3	潜艇 P_4	非战斗舰 P_5	
$d(S^j, S^+)$	0.25	0.13	0.26	0.31	0.29
$d(S^j, S^-)$	0.24	0.34	0.25	0.20	0.25
贴近度 η_j	0.49	0.72	0.49	0.39	0.46

从表 2 可以看出, $\eta_2 = 0.72$ 为最大, 表明威胁目标类型为 P_2 类型目标, 潜艇威胁目标类型的判别结果是该威胁目标类型为中型舰船。

4 结束语

潜艇水下环境条件复杂多变, 仅靠单一的目标参数特征进行威胁目标类型判别困难较大、准确性不高, 因此, 必须结合多种目标参数特征进行融合处理。本文利用 Vague 集理论建立了潜艇威胁目标类型的判别方法, 充分考虑了目标特征参数的不确定性, 仿真实例表明本文方法在潜艇威胁目标类型判别问题中是可行和有效的。另外, 该方法在潜艇威胁目标属性判别、目标战术决策等推断领域也有着较大的应用空间。

参 考 文 献

- [1] 黄文斌, 陈颜辉, 李洪联. 基于模糊证据推理的潜艇威胁源类型判别[J]. 船舶, 2005(2):24-27. (HUANG W B, CHEN Y H, LI H L. Judgment of submarine threat sources type based on ambiguity evidence inference [J]. Ship & Boat, 2005(2):24-27.)
- [2] 俞骏, 刘以安. 模糊模式识别在潜艇威胁等级判断中的应用[J]. 计算机工程与设计, 2009, 30(6):1455-1457. (YU J, LIU Y A. Application of fuzzy pattern recognition for submarine threat level estimation [J]. Computer Engineering and Design, 2009, 30(6):1455-1457.)
- [3] GAU W, BUEHRER D. Vague sets[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1993, 23(2):610-614.
- [4] 万树平. Vague 集在多传感器目标识别中的应用[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(9):2067-2070. (WAN S P. Application of Vague sets for multi-sensor target recognition [J]. Systems Engineering and Electronics, 2009, 31(9):2067-2070.)
- [5] 杨洁, 王鸿绪. 完整的 Vague 模式识别方法的战场目标识别[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(4):168-170. (YANG J, WANG H X. Research on battlefield targets identification based on methods of complete Vague pattern identification [J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(4):168-170.)
- [6] 胡华强, 徐忠伟, 王红卫, 等. 基于 Vague 集的机载电子对抗系统作战效能评估[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(5):884-886. (HU H Q, XU Z W, WANG H W, et al. Operational effectiveness evaluation of airborne electronic warfare system based on Vague sets [J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(5):884-886.)
- [7] 张永利, 刘春旭. 基于 Vague 集 TOPSIS 法的防空战场信息感知系统效能评估[J]. 中国电子科学研究院学报, 2013, 8(4):373-376. (ZHANG Y L, LIU C X. Effectiveness evaluation of joint anti-air battlefield information sensing system based on Vague sets TOPSIS method [J]. Journal of CAEIT, 2013, 8(4):373-376.)
- [8] 彭方明, 邢清华, 王三涛. 基于 Vague 集 TOPSIS 的空中目标威胁评估[J]. 电光与控制, 2010, 17(10):23-27. (PENG F M, XING Q H, WANG S T. Threat assessment of aerial targets based on TOPSIS method and Vague set theory [J]. Electronics Optics & Control, 2010, 17(10):23-27.)
- [9] 耿涛, 卢广山, 张安. 基于 Vague 集的空中目标威胁评估群决策方法[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(12):2686-2690. (GENG T, LU G S, ZHANG A. Group decision-making method for air target threat assessment based on Vague sets [J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(12):2686-2690.)
- [10] 夏璐, 邢清华, 范海雄. Vague 物元及熵权的空袭目标威胁评估[J]. 火力与指挥控制, 2012, 37(2):84-88. (XIA L, XING Q H, FAN H X. Threat evaluation of air attack targets based on Vague matter-element and entropy weight [J]. Fire Control & Command Control, 2012, 37(2):84-88.)
- [11] 万树平. 多传感器信息融合的 Vague 集法[J]. 计算机工程, 2009, 35(12):261-263. (WAN S P. Vague set method for multi-sensor information fusion [J]. Computer Engineering, 2009, 35(12):261-263.)