

基于组合核主成分分析的潜艇威胁度评估模型

董 雪, 张德平

(南京航空航天大学 计算机科学与技术学院, 南京 210016)

摘 要: 目标威胁度评估是潜艇作战中至关重要的环节, 为降低评估的复杂度并提高准确度, 根据威胁目标空间来源多样性, 构建协同作战模式下多作战空间的潜艇威胁度评估指标。采用组合核主成分分析(KPCA)法对威胁目标进行信息特征提取, 根据提取到的信息特征计算目标的威胁系数后对威胁目标实现评估与排序。仿真结果表明, 相比单核主成分分析, 基于该组合 KPCA 的模型可对威胁目标进行更准确高效的评估。

关键词: 威胁度评估; 潜艇作战; 核主成分分析; 权重确定; 协同作战

中文引用格式: 董 雪, 张德平. 基于组合核主成分分析的潜艇威胁度评估模型[J]. 计算机工程, 2018, 44(11): 40-45.

英文引用格式: DONG Xue, ZHANG Deping. Submarine threat degree assessment model based on hybrid kernel principal component analysis[J]. Computer Engineering, 2018, 44(11): 40-45.

Submarine Threat Degree Assessment Model Based on Hybrid Kernel Principal Component Analysis

DONG Xue, ZHANG Deping

(College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

[Abstract] Target threat degree assessment is a crucial link in submarine operations. In order to reduce the complexity of the evaluation and improve the accuracy of evaluation, according to the diversity of the target space sources, the submarine threat degree assessment index of the multi combat space under the cooperative operation mode is constructed. The combined Kernel Principal Component Analysis (KPCA) is used to extract the information features of the threat targets, and the threat targets are evaluated and sorted after calculating the target's threat coefficients. Simulation results show that, the submarine threat degree assessment model of the combined KPCA can evaluate the threat targets more accurately and efficiently compared with the mononuclear Principal Component Analysis(PCA).

[Key words] threat degree assessment; submarine combat; Kernel Principal Component Analysis (KPCA); weight determination; cooperative combat

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0048727

0 概述

现代潜艇能够进行敌舰艇或潜艇攻击、近岸保护、封锁突破、侦察等, 具有噪声低、隐身性能好、续航能力强等特点, 已成为海洋作战中的关键作战武器。但同时, 潜艇受到了来自空中、海面、水下、太空多作战领域协同作战的威胁。对协同作战模式下的威胁目标做出正确的威胁度判断, 有利于潜艇在作战过程中合理分配作战资源, 制定科学的攻防方案, 从而在保证自身安全的前提下对敌实施有效打击。

目前, 对于作战目标威胁度评估已有相关研究, 传统威胁目标根据作战领域可以划分为空中威胁目标、海面威胁目标、水下威胁目标。多数国内学者仅

对单一作战领域的威胁目标建立相应的评估模型。文献[1]针对空中目标威胁度评估问题, 考虑不同的赋权方法会对威胁度评估指标产生不同影响并得到不同的目标威胁度, 提出一种将信息熵和层次分析法相结合的组合赋权法, 并建立基于组合赋权-TOPSIS 法的威胁度评估模型。文献[2]为解决舰艇编队防空作战中威胁目标数量多、有用作战信息少的问题, 建立基于熵值法和 TOPSIS 的防空目标威胁度评估方法, 其能够较准确地评估空中来袭目标的威胁程度。文献[3]针对网络中心战(Network Centric Warfare, NCW)背景下水面舰艇编队反潜的实际情况, 采用层次分析法 (Analytic Hierarchy Process, AHP) 探究水面舰艇编队的威胁度判断问

基金项目: 国家部委基金。

作者简介: 董 雪(1991—), 女, 硕士研究生, 主研方向为系统效能建模分析; 张德平, 讲师、博士。

收稿日期: 2017-09-19 **修回日期:** 2017-10-25 **E-mail:** 1030545877@qq.com

题,并建立水面舰艇编队威胁度的总体感知模型框架。文献[4]根据各种传感器提供的客观战场态势信息,应用分层贝叶斯网络构建威胁度评估网络模型,用于估计反潜编队对潜艇的威胁等级。文献[5]建立基于AHP法的水下多目标威胁度评估模型,分析影响水下威胁度评估的各种因素,较好地解决了水下多目标威胁度评估和排序问题。文献[6]将环境因素引入潜艇威胁度评估中,利用云模型能够有效提取模式预估数据和定性描述中有益信息的特点,建立气候变化背景下潜艇威胁风险评估模型。文献[7]采用理想点法,利用专家法确定指标权重,构建多领域来袭目标对水面舰艇威胁度评估的理想点法基本模型。

以上方法降低了评估复杂度,但存在2个问题:1)当今作战空间是集海、陆、空、天、电磁于一体的多维作战空间,作战模式为多威胁度目标的协同作战,传统潜艇威胁度评估中没有考虑协同作战模式下太空作战领域和电磁作战领域存在的威胁因素,导致评估结果不够全面客观;2)某些方法在指标权重确定时存在一定的主观性,从而影响评估结果的准确性。

针对上述方法存在的问题,本文融合太空作战与电磁作战领域存在的威胁因素,构建新的威胁度评估模型,并采用核主成分贡献率作为指标权重,对协同作战模式下多威胁目标进行评估,然后通过实验验证该模型的评估性能。

1 目标威胁度评估指标

威胁目标的作战空间可以划分为海天一体、太空、电磁3类。各类作战空间特点如下:

1)海天一体作战空间包括海面、水下以及天空领域。海面的主要威胁目标是舰艇,舰艇常以编队形式参与作战,可分为航空母舰编队、战斗舰艇编队和海上护航运输编队3类^[8]。水下威胁目标为敌方潜艇,天空威胁目标为反潜巡逻机。这些威胁目标具有相同的评估属性,可从攻击意图、攻击紧迫性、攻击能力3个方面进行评估。攻击意图指威胁目标对潜艇是否有攻击的计划;攻击紧迫性与威胁目标占领攻击潜艇最佳发射阵位的时间有关,时间越长,潜艇越可以充分评估作战态势,攻击紧迫性与时间呈正相关;攻击能力指威胁目标对潜艇的打击毁伤能力。

2)太空领域威胁目标主要指反潜卫星^[9-10],包括成像侦察卫星系统、预警卫星系统、通信卫星系统、导航卫星系统等,可完成状况侦查、数据传送、导航定位等功能。在与水面舰艇、作战飞机等协同作战中,其负责提供数据情报,因此,反潜卫星威胁能力以目标搜索能力和信息传输能力为评估标准。

3)电磁作战空间通过雷达等电子设备对我方潜艇的通信设备、搜索设备进行干扰,使得我方设备通信质量下降,通信时间延长。潜艇处于水下时,由于介质的特性和维持自身隐蔽性的需求,其通过信道接受外界的低频信号,信道质量评估参数众多,可选取具有代表性的信噪比^[11]和误码率^[12]评估当前电磁干扰程度。

目标威胁度评估指标体系如图1所示。卫星类型多样,功能不尽相同,其主要作用是为海面、水下、天空中的威胁目标提供数据情报并进行协同作战。电磁作战则是在干扰我方通信的基础上使敌方能够掌控我方信息。因此,卫星、电磁作战领域可以协同其他3个作战领域的威胁目标对我方潜艇构成威胁。如某水面舰艇编队可与某一固定类型的卫星进行通信,由该卫星为水面舰艇提供作战信息,且该水面舰艇编队可以携带电磁设备对我方潜艇通信进行电磁干扰。

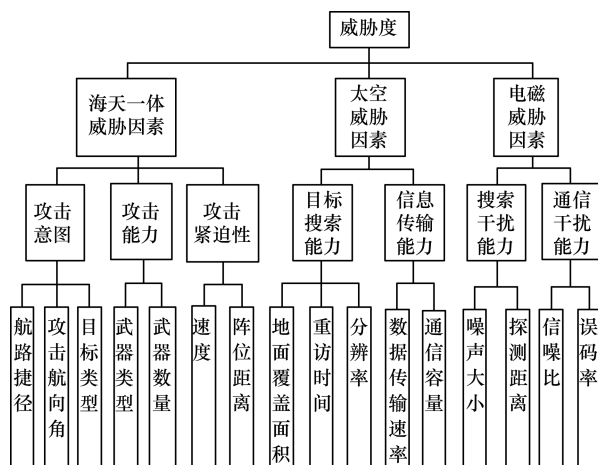


图1 目标威胁度评估指标体系

2 威胁度评估模型

2.1 威胁度评估指标

各威胁度评估指标特征如下:

1)攻击意图。攻击意图由目标类型、攻击航向角、航路捷径判断。

目标类型的确定是潜艇威胁度评估的基础,目标类型影响威胁度。编队反潜作战具有战场协同感知、协同指挥和火力协同打击的特点,基于作战编队协同作战特点,其作战能力高于单一作战的威胁目标。因此,海面舰艇编队威胁度比单一作战的潜艇和反潜巡逻机高。但是编队任务类型决定了威胁度大小,海上护航编队的主要任务是保护目标安全航行,因此,其威胁度低于潜艇与反潜巡逻机。反潜巡逻机速度快、反应敏捷,但是对于深度航行的潜艇,其稳定攻击能力较差。综合分析后得到目标类型威胁度隶属概率函数为:

$$\mu_{\text{type}}(x) = \begin{cases} 0.9, x = \text{航空母舰编队} \\ 0.8, x = \text{战斗舰艇编队} \\ 0.7, x = \text{潜艇} \\ 0.7, x = \text{反潜巡逻机} \\ 0.6, x = \text{海上护航编队} \end{cases} \quad (1)$$

攻击航向角是指以威胁目标航向为准线,与最佳发射阵位连线之间的水平夹角。攻击航向角变小时,威胁目标靠近最佳发射阵位,攻击意图明显,攻击航向角的大小与攻击意图呈负相关。航路捷径是威胁目标到潜艇航路的水平投影距离,航路捷径越长,目标距离潜艇越远,攻击意图越小,航路捷径的距离与攻击意图呈负相关。

2) 攻击紧迫性。攻击紧迫性由威胁目标的攻击速度和攻击阵位距离判断。

威胁目标的速度影响攻击紧迫性,阵位距离相同时,速度越快,到达最佳发射阵位时间越短,紧迫性越强,攻击速度与攻击紧迫性呈正相关。阵位距离是威胁目标与最佳发射阵位连线的距离。相同速度下,阵位距离越长,攻击紧迫性越强,阵位距离与攻击紧迫性呈正相关。

3) 攻击能力。攻击能力由威胁目标携带的武器类型和武器数量判断。

不同领域的威胁目标携带的武器类型不同,攻击能力可以用威胁目标的毁伤率表示。武器攻击能力越强,威胁度越大;武器攻击能力越弱,威胁度越小。威胁目标攻击能力值计算公式如下:

$$p = \sum_{i=1}^t \sum_{j=1}^o p_j \quad (2)$$

其中, t 为携带武器的种类, o 为第 i 种武器的数量, p_j 为第 j 个武器的毁伤能力值。威胁目标总的攻击能力值为其携带的各类武器攻击能力概率之和。

4) 目标搜索能力。反潜卫星目标搜索能力由卫星的地面覆盖面积、分辨率、重访时间判断。

地面覆盖面积指卫星遥感器所能观察到的地面区域大小。覆盖面积越大,观察范围越大,目标搜索能力与覆盖面积呈正相关。分辨率是指在影像中将2个物体分开的最小间距。分辨率越低,可观察到的物体越大,目标搜索能力与分辨率呈负相关。重访时间是卫星拍摄某星点后再次拍摄该星点的间隔时间,重访时间越短,固定时间内卫星对潜艇的侦查次数越多,得到的信息越多,目标搜索能力与重访时间呈正相关。

5) 信息传输能力。反潜卫星的信息传输能力由数据传输速率和通信容量判断。

数据传输速率为单位时间内数据传输系统中相应设备之间传送的信息量。传输速率越大,单位时间内卫星传输有用信息越多,信息传输能力越强,传输能力与传输速率呈正相关关系。通信容量指卫星单位时间内信道无错误传送的最大信息率。通信容

量越大,信息传输能力越强,信息传输能力与通信容量呈正相关。

6) 搜索干扰能力。电磁空间对我方潜艇的干扰能力由我方潜艇能够探测到的噪声大小和距离判断。

在作战过程中,敌方干扰器发射噪声源级经过传播损失,被我方潜艇声呐接收,潜艇声呐设备正常工作所需的最低信号级为噪声掩蔽级,若噪声源级超过噪声掩蔽级,我方潜艇声呐将无法正常工作。将传播损失后的噪声源级与噪声掩蔽级差值定义为搜索干扰值 D ,干扰器发射的噪声源级越大,搜索干扰值越大,搜索能力与搜索干扰值呈正相关。声呐利用声波进行水下距离探测,声呐受敌方电磁干扰时,探测距离受到影响。电磁干扰越弱,探测距离越远,搜索能力越强,反之亦然。

7) 通信干扰能力。通信干扰能力指电磁设备干扰我方潜艇与外界通信,影响信道质量,其由信噪比和误码率判断。

信噪比是我方接收外部信号时电子设备中信号和噪声的比例,信噪比越小,噪声越大,敌方对我方通信干扰越强;信噪比越大,噪声越小,敌方对我方通信干扰越弱。误码率是数据在规定时间内传输精确性的指标,指传输中的误码占传输总码的比率。误码率越高,敌方对我方通信干扰越强;误码率越低,敌方对我方通信干扰越弱。

2.2 组合核主成分分析

核主成分分析(Kernel Principal Component Analysis, KPCA)是对主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)算法的非线性扩展。PCA算法是最常见的特征提取方法,主要对具有线性关系的数据进行降维提取,对于非线性数据往往显得无能为力。KPCA算法弥补其不足,通过非线性映射将样本空间映射到高维的特征空间中,在映射的特征空间内再使用传统的线性方法进行特征提取。KPCA方法可有效提高特征提取的效率并充分保留特征信息^[13]。

2.2.1 KPCA 基本原理

假设有 n 个样本 $\mathbf{x} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$, $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^N$,每个样本有 m 个属性,则 $\mathbf{x}_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}\}$ 。对输入样本构造初始样本矩阵 $\mathbf{X}'_{n \times m}$ 并进行标准化,计算得到样本矩阵 $\mathbf{X}_{n \times m}$ 。

首先,通过映射函数 φ 将样本映射到高维特征空间 R^F 中,对应的映射值为 $\varphi(\mathbf{x}_1), \varphi(\mathbf{x}_2), \dots, \varphi(\mathbf{x}_n)$,再利用PCA方法求解,得到协方差矩阵 \mathbf{C} 为:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varphi(\mathbf{x}_i) \varphi(\mathbf{x}_i)^T \quad (3)$$

其特征方程为:

$$\mathbf{C}\mathbf{v} = \lambda \mathbf{v} \quad (4)$$

其中, λ 为协方差矩阵的特征值, \mathbf{v} 为特征向量,由式(3)、式(4)得到 \mathbf{v} :

$$\boldsymbol{\nu} = \sum_{i=1}^n \varphi(\mathbf{x}_i) \frac{\varphi(\mathbf{x}_i)^T \boldsymbol{\nu}}{\lambda n} = \sum_{i=1}^n \varphi(\mathbf{x}_i) \boldsymbol{\alpha}_i \quad (5)$$

其中, $\boldsymbol{\alpha}_i = \frac{\varphi(\mathbf{x}_i)^T \boldsymbol{\nu}}{\lambda n}$ 。通常映射 φ 不是显式的,对于 $\boldsymbol{\nu}$ 的计算较困难,因此,引入核函数:

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \phi(\mathbf{x}_i)^T \phi(\mathbf{x}_j) \quad (6)$$

对于式(4),任意的 $k=1,2,\dots,n$ 有:

$$\varphi(\mathbf{x}_k) \mathbf{C} \boldsymbol{\nu} = \lambda \varphi(\mathbf{x}_k) \boldsymbol{\nu} \quad (7)$$

将式(3)、式(5)、式(6)带入式(7)可得:

$$\mathbf{K} \boldsymbol{\alpha} = \lambda n \boldsymbol{\alpha} \quad (8)$$

其中, \mathbf{K} 为 k 对应的核矩阵, $\mathbf{K} = k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$, $\boldsymbol{\alpha} = (\boldsymbol{\alpha}_1, \boldsymbol{\alpha}_2, \dots, \boldsymbol{\alpha}_n)$ 。通过计算式(8),得到特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$ 及其对应特征向量 $\boldsymbol{\alpha}_1, \boldsymbol{\alpha}_2, \dots, \boldsymbol{\alpha}_n$ 。选取 $p(p \leq n)$ 个特征值,满足献率 $\geq 75\%$ 。新样本 $\varphi(\mathbf{x}_j)$ 投影后的第 $j(j=1,2,\dots,p)$ 维坐标为:

$$y_j = \sum_{i=1}^n \alpha_i^j (\varphi(\mathbf{x}_i)^T \varphi(\mathbf{x}_j)) = \sum_{i=1}^n \alpha_i^j k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (9)$$

其中, $\boldsymbol{\alpha}_i$ 已经规范化, α_i^j 是 $\boldsymbol{\alpha}_i$ 的第 j 个分量,规范化需满足:

$$\boldsymbol{\alpha}_i^T \boldsymbol{\alpha}_i = \frac{1}{\lambda_i} \quad (10)$$

2.2.2 核函数选择

KPCA 方法通过选择核函数进行数据映射,核函数影响信息特征的提取。使用混合核函数能够改善 KPCA 方法的提取能力,在权重确定适当的情况下, KPCA 方法信息特征提取能力高于单一核函数^[14]。按照核函数的不同特征,可以将核函数划分为局部核函数和全局核函数两类^[15],分别用来提取样本的局部特征和全局特征。为尽可能充分提取到样本的信息特征,本文选取常用的局部核函数与全局核函数,对其采用加权方式构造新的核函数。对于组合核函数参数的确定,通常是直接指定或采用多重实验获取平均值的方法^[16],本文通过多重实验获取最优参数,确定单核函数后利用一种自适应方法优化组合系数,从而得到最优的组合核函数,使其第一核主成分贡献率达到最大。

常用的局部核函数为高斯核函数:

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (11)$$

常用的全局核函数为多项式核函数:

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = (\gamma(\mathbf{x}, \mathbf{x}') + c)^d \quad (12)$$

本文组合核函数形式为:

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \eta_1 \times \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2}{2\sigma^2}\right) + \eta_2 \times (\gamma(\mathbf{x}, \mathbf{x}') + c)^d \quad (13)$$

其中, η_1 为高斯核函数的比例系数, η_2 为多项式核函数的比例系数, σ 为高斯核函数的待定参数, γ, c, d 为多项式核函数的待定参数。

组合核函数比例系数的确定是一个不断取优的过程。由于组合比例系数个数较少,可以采用全面搜索的网格搜索法^[17]选取最优组合系数,从而使组合核函数的贡献率达到最优值。组合系数的确定过程如图2所示。

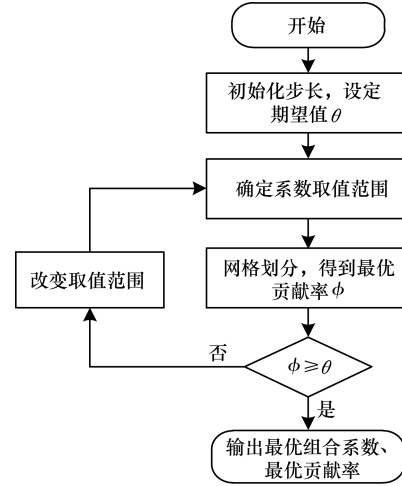


图2 最优组合系数确定过程

2.3 组合 KPCA 的潜艇威胁度评估模型

将来自多个作战领域的 n 个威胁目标记为 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, 每个威胁目标具有 m 个评估指标, 记为 $a_i = \{a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{im}\}$ 。

组合 KPCA 的潜艇威胁度评估步骤为:

1) 对初始评估矩阵进行无量纲化处理, 消除评估指标间的差异性。威胁度评估指标分为效益型指标和成本型指标, 效益型指标表现为指标值越大越好, 成本型指标表现为指标值越小越好。效益型指标计算公式为:

$$y_{ij} = \frac{x_{ij} - \min_j \{x_{ij}\}}{\max_j \{x_{ij}\} - \min_j \{x_{ij}\}} \quad (14)$$

成本型指标计算公式为:

$$y_{ij} = \frac{\max_j \{x_{ij}\} - x_{ij}}{\max_j \{x_{ij}\} - \min_j \{x_{ij}\}} \quad (15)$$

其中, y_{ij} 为标准评估矩阵中第 i 个样本的第 j 个指标值, x_{ij} 为初始矩阵中第 i 个样本的第 j 个指标值, $\min_j \{x_{ij}\}$ 为所有样本中第 j 个指标的最小值, $\max_j \{x_{ij}\}$ 为所有样本中第 j 个指标的最大值。

2) 通过式(13)得到新核函数, 将样本空间 Y 映射到高维特征空间中, 构造核矩阵 $\mathbf{K}_{n \times n}$ 。

3) 核矩阵 \mathbf{K} 中心化, 即:

$$\bar{\mathbf{K}} = \mathbf{K} - \mathbf{I}_n \times \mathbf{K} - \mathbf{K} \times \mathbf{I}_n + \mathbf{I}_n \times \mathbf{K} \times \mathbf{I}_n \quad (16)$$

其中, \mathbf{I}_n 为元素均为 $1/n$ 的矩阵。

4) 求解核矩阵的特征值 λ 以及与其对应的特征矢量 $\boldsymbol{\alpha}$ 并排序。根据累计贡献率 $\geq 75\%$, 选取出前 $p(p \leq n)$ 个特征向量, 并根据式(10)规范化。

5) 根据选取的特征值及特征向量, 提取核主成分, 测试样本 \mathbf{x}_j 在特征向量 $\boldsymbol{\alpha}^k$ 上的投影为:

$$r_{jk} = \sum_{j=1}^n \alpha_j^k \phi(\mathbf{x}_j)^T \phi(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^n \alpha_j^k \mathbf{K}(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}), k=1, 2, \dots, p \quad (17)$$

构造信息提取后的矩阵 $\mathbf{R}_{n \times p}$ 。

6) 对矩阵 \mathbf{R} 中每一个威胁目标计算威胁系数, 加权求和并归一化, 得到威胁系数矩阵 $\mathbf{Z}_{n \times 1}$, 权重由贡献率比值确定。

$$\mathbf{Z}_i = \sum_{j=1}^p r_{i,j} \times \rho_j \quad (18)$$

其中, $\rho_j = \lambda_j / \sum_{i=1}^p \lambda_i$ 。对 \mathbf{Z} 中元素按照从大到小排列, 即可得到威胁度由大到小的威胁目标排序。

3 仿真分析

在一次军事演习中, 我方潜艇在 10^6 m^2 的海域内执行侦查任务, 航向正北, 航速为 25 节, 面临两架反潜巡逻机(A 和 B)、海上护航编队(C)、航空母舰编队(D)、两艘敌方潜艇(E 和 F)的威胁, 每个威胁目标携带电磁干扰设备且与固定反潜卫星保持通信。威胁目标相关作战指标如表 1 所示。其中, t 表示鱼雷, 根据仿真设定其毁伤概率为 0.7, sm 表示自导深弹, 毁伤概率为 0.7, am 表示反潜导弹, 毁伤概率为 0.8, rm 为火箭深弹, 毁伤概率为 0.9。根据威胁目标信息构建初始评估矩阵 \mathbf{X} , 通过式(14)、式(15)进行标准化处理, 得到标准化评估矩阵 \mathbf{Y} 。

表 1 威胁目标作战指标

作战指标	A	B	C	D	E	F
毁伤概率	0.7	0.7	0.6	0.9	0.8	0.8
航路捷径/km	130	200	80	40	40	25
攻击航向角/(°)	50	50	65	40	50	45
速度/(km · h ⁻¹)	200	180	25	25	35	30
阵位距离/km	80	150	60	35	35	20
武器类型及数量	$t=2, sm=1$	$t=1, sm=1$	$t=4, am=2, rm=2$	$t=3, am=2, rm=2$	$t=2$	$t=2$
地面覆盖面积/km ²	2×10^8	2.5×10^8	1.2×10^8	2.8×10^8	3×10^8	1.8×10^8
重访时间/min	3	2	3.5	2	4	2.5
分辨率/m	0.5	1	2	0.3	0.8	0.5
数据传输速率/(bit · s ⁻¹)	30	20	25	25	30	40
通信容量/(bit · s ⁻¹)	40	25	30	45	40	45
噪声/dB	10	15	50	30	20	10
探测距离/km	3	5	1	5	4	6
信噪比/dB	80	60	120	70	90	80
误码率/%	15	10	40	20	25	30

分别采用高斯核函数的 KPCA 方法和多项式核函数的 KPCA 方法进行信息特征提取, 通过多次模拟实验, 确定高斯核函数参数 $\sigma^2 = 500$ 、多项式核函数中 γ 、 c 取值为 1(对结果影响不大)、 $d = 1$ 能够得到较好效果。单核函数确定后, 采用网格法筛选最优组合系数, 确定最优组合系数 $\eta_1 = -0.8$ 、 $\eta_2 = 0.02$, 步长设定为 0.01, 取值范围设定为 $[-10^2, 10^2]$, 期望值为第一贡献率与第二贡献率之和 $\geq 75\%$ 。根据式(13)组合得到新的核函数, 通

过新的核函数的 KPCA 方法对初始样本进行特征提取, 由不同核函数得到的特征值、贡献率、累计贡献率等信息如表 2 所示。由表 2 可以看出, 以组合核函数进行核主成分分析得到的第一主成分贡献率为 54.23%, 比高斯核函数、多项式核函数进行主成分分析得到的第一主成分贡献率都大, 且前 2 个核主成分的累计贡献率已经达到 75%, 说明组合核主成分分析比单核主成分分析具有更好的信息提取能力。

表 2 不同核函数特征提取结果对比

高斯核函数			多项式核函数			组合核函数		
特征值	贡献率	累计贡献率	特征值	贡献率	累计贡献率	特征值	贡献率	累计贡献率
0.548 6	0.402 9	0.402 9	32.431 8	0.432 4	0.432 4	0.222 7	0.542 3	0.542 3
0.384 7	0.282 5	0.685 4	19.649 9	0.262 0	0.694 4	0.094 3	0.229 7	0.772 0
0.233 5	0.171 5	0.866 9	12.456 8	0.166 1	0.860 5	0.049 7	0.121 0	0.893 0
0.140 3	0.103 0	0.959 9	6.570 2	0.087 6	0.948 1	0.030 4	0.074 0	0.967 0
0.054 7	0.040 1	1.000 0	3.891 3	0.051 9	1.000 0	0.013 6	0.033 0	1.000 0
0.000 0	0.000 0	1.000 0	0.000 0	0.000 0	1.000 0	0.000 0	0.000 0	1.000 0

根据累计贡献率 $\geq 75\%$ 的原则,选取前2个特征值 $\lambda_1 = 0.2227$ 、 $\lambda_2 = 0.0943$ 对应的特征向量 $\alpha_1 = [-0.0575, -0.5779, -0.4460, 0.5763, 0.2971, 0.2082]^T$ 、 $\alpha_2 = [-0.2086, -0.3864, 0.2770, -0.5511, 0.2791, 0.5906]^T$,根据式(10)进行特征向量归一化处理,根据式(17)将样本点通过特征向量投影到特征空间,得到矩阵 R :

$$R = \begin{bmatrix} 0.5183 & 0.2727 & 0.3350 & 0.8174 & 0.6857 & 0.6437 \\ 0.4814 & 0.4268 & 0.6305 & 0.3762 & 0.6312 & 0.3462 \end{bmatrix}^T$$

根据式(18)对矩阵 R 加权计算威胁系数矩阵,权重由贡献率比值确定,分别为 $\rho_1 = 0.7025$ 、 $\rho_2 = 0.2975$,威胁系数矩阵 $Z = [0.5073, 0.3186, 0.4229, 0.6862, 0.6684, 0.6695]^T$ 。根据威胁值确定威胁排序为 $D > F > E > A > C > B$ 。

由表1可以看出,威胁目标 D 与 F 比其他威胁目标具有更明显的攻击意图、攻击紧迫性。但是相对而言,威胁目标 D 的打击毁伤能力更大,与其协同作战的卫星和电磁设备作战能力较强,而且威胁目标 D 位于水面,以编队形式作战,对潜艇攻击能力较强,因此,目标 D 威胁度最大。威胁目标 E 与 A 相比较,卫星与电磁设备作战能力不相上下, A 速度大,相对阵位距离小,但是由于介质的影响,其稳定能力差,攻击精度低,因此, A 威胁度低于目标 E 。威胁目标 B 和 C 相比较,虽然目标 C 的主要任务为保护目标航行,但是当受到威胁、任务转换为交战时,其攻击能力以及协同作战的卫星与电磁设备作战能力都要强于威胁目标 B ,而且威胁目标 B 航路捷径较远,攻击意图偏低,因此,威胁目标 C 威胁度大于威胁目标 B 。综上,由基于组合KPCA的潜艇目标威胁度评估模型计算得到的威胁目标排序符合实际战况,即该模型准确度较高。

4 结束语

本文构建协同作战模式下潜艇威胁度评估模型,利用组合核主成分分析的优势充分提取作战态势信息,然后对协同作战模式下的多威胁目标进行评估。实验结果表明,基于组合核主成分分析的潜艇威胁度评估模型具有较高的准确度,符合实际作战情况。但本文仍存在2个问题:首先,没有提出高效统一的方法确定组合核函数权重,用自适应方法确定系数需重复多次实验才能得到最优权重,所需成本高、时间长;其次,当前多维作战空间快速发展,作战武器、作战目标趋于多样化,本文对于威胁度评估指标的建立没有一套完整的体系原则。解决上述2个问题将是今后的研究方向。

参考文献

- [1] 郝英好,张永利,雷川,等.基于组合赋权-TOPSIS法的空中目标威胁评估仿真[J].战术导弹技术,2015(5):103-108.
- [2] 孙春生,齐新战,鲁军.水面舰艇编队防空目标威胁评估[J].系统仿真技术,2016,12(2):130-133.
- [3] 吴文龙,黄文斌,刘剑.NCW背景下的潜艇对水面舰艇编队威胁判断[J].指挥控制与仿真,2008,30(6):24-28.
- [4] 王小龙,宋裕农,李晓丹.基于贝叶斯网络的编队对潜威胁估计方法[J].舰船科学技术,2013,35(10):134-137.
- [5] 王百合,黄建国,张群飞.基于层次分析法的水下多目标威胁评估模型[J].舰船科学技术,2006,28(6):75-77.
- [6] 宋晨阳,张轲,刘科峰,等.基于广义网络分析和云模型的潜艇威胁风险评估[J].指挥控制与仿真,2017,39(1):57-61.
- [7] 朱传伟,金钊,斗计华.基于理想点法的海战场目标威胁评估研究[J].舰船电子工程,2016,36(3):22-24.
- [8] 张鸿海.海上舰艇编队及其主要编队模式[J].舰船电子工程,1996,16(6):1-24.
- [9] 铁鸣.前苏联利用雷达卫星探测海底[J].计算机与网络,1995(2):64-66.
- [10] 闻新,杨嘉伟.军用卫星的发展趋势分析[J].现代防御技术,2002,30(4):7-11.
- [11] 郭丽.跳频系统中的信道质量评估算法研究[D].成都:电子科技大学,2011.
- [12] 李新峰,郝晓军,韩慧,等.基于误码率的通信系统电磁干扰效应研究[J].微波学报,2017,33(1):71-76.
- [13] 刘君,黄燕琪,熊邦书.融合核主成分分析和最小距离鉴别投影的人脸识别算法[J].计算机工程,2016,42(4):221-225.
- [14] SMITS G F, JORDAAN E M. Improved SVM regression using mixtures of kernels [C]//Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2002: 2785-2790.
- [15] HUANG H, DING S, JIN F, et al. A novel granular support vector machine based on mixed kernel function [J]. International Journal of Digital Content Technology and Its Applications, 2012, 20(6): 484-492.
- [16] ZHU S, ZHANG R. Research for face recognition base on mixed kernel function [C]//Proceedings of International Conference on Audio, Language and Image Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2008: 1395-1399.
- [17] 王兴玲,李占斌.基于网格搜索的支持向量机核函数参数的确定[J].中国海洋大学学报(自然科学版),2005,35(5):859-862.

编辑 吴云芳