

文章编号 1004-924X(2016)06-1448-08

磷虾群算法优化支持向量机的威胁估计

黄璇^{1,2}, 郭立红^{1*}, 李姜¹, 于洋¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院大学, 北京 100039)

摘要: 为提高目标威胁估计的预测精度, 在传统支持向量机优化方法的基础上, 提出了采用磷虾群算法优化支持向量机的威胁估计方法。介绍了磷虾群算法和支持向量机的原理, 并基于此采用磷虾群算法对支持向量机中的惩罚参数和核函数参数进行优化, 寻找最优的惩罚参数和核函数参数; 建立磷虾群优化支持向量机的目标威胁估计模型, 并实现基于该模型的目标威胁估计算法。采集 90 组原始数据组成训练集、30 组数据组成测试集, 对该目标威胁估计算法进行仿真实验。实验结果显示, 磷虾群算法优化支持向量机的预测误差为 0.002 91, 小于采用粒子群算法或萤火虫算法优化的支持向量机。结果表明, 磷虾群优化支持向量机的目标威胁估计方法可以有效地完成目标威胁估计。

关键词: 威胁估计; 磷虾群; 支持向量机; 参数寻优

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A doi:10.3788/OPE.20162406.1448

Threat assessment of support vector machine optimized by Krill Herd algorithm

HUANG Xuan^{1,2}, GUO Li-hong^{1*}, LI Jiang¹, YU Yang¹

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;*

2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)*

**Corresponding author, E-mail: guolh@ciomp.ac.cn*

Abstract: To put forward the method of threat assessment of support vector machine optimized by Krill Herd algorithm based on the traditional support vector machine optimization method, so as to improve the forecast precision of target threat assessment. The thesis introduces the principles of Krill Herd algorithm and support vector machine and optimize the penalty parameter and kernel function parameter in the support vector machine with Krill Herd algorithm to find the optimal penalty parameter and kernel function parameter; establishes the model of target threat assessment of the support vector machine optimized by Krill Herd algorithm and achieves the target threat assessment algorithm based on this model. Collect 90 sets of original data to form the training set and 30 sets of data to form the test set to carry out simulation experiment on the target threat assessment algorithm. The experimental result shows that the forecast error of the support vector machine optimized by Krill Herd algorithm is 0.002 91 which is less than that of the support vector machine optimized by particle swarm

收稿日期: 2016-01-13; 修订日期: 2016-03-08.

基金项目: 国家自然科学基金青年基金 (No. 61205143)

algorithm or firefly algorithm. It can conclusion that the target threat assessment method of the support vector machine optimized by Krill Herd algorithm can effectively complete the target threat assessment.

Key words: threat assessment; Krill Herd; support vector machine; parameter optimization

1 引言

在信息融合模型中,目标威胁估计处于第三级,是一种高级的信息融合过程。利用雷达或光电系统对空中目标进行威胁估计,可估计作战事件出现的严重程度,并为雷达或光电系统进行决策和指挥提供了支持。目前采用的目标威胁估计方法包括 Bayes 推理^[1]、直觉模糊集^[2]、层次分析法^[3]、Vague 集^[4]等。但上述方法中,权值处理较多依赖于主观性,不能随着系统作战环境的改变而自适应变化。

目前,以神经网络^[5-6]为代表的具备自学习能力的相关方法在威胁估计领域得到了广泛应用,其能有效应对战场环境的变化。其中,支持向量机(Support Vector Machine, SVM)作为一种分类和回归预测工具,能较好地处理小样本和高维数问题^[7-9]。文献^[10]将其应用于目标威胁估计中,取得了一定效果。其难点在于惩罚参数和核函数参数的选取,目前通常采取的优化方法有交叉验证^[11]、粒子群^[12-13]、蛙跳算法^[14]等。这些方法无法做到全局搜索与局部搜索的良好分配,导致优化精度偏低。

磷虾群算法(Krill Herd, KH)是 Gandomi 和 Alavi 于 2012 年提出的一种新型优化算法^[15]。KH 算法具有良好的局部和全局优化性能,可以有效平衡全局搜索和局部开发,避免陷入局部极值^[16-18]。文献^[19-20]分别将其应用于无源定位以及汽轮机真空优化中,通过采用 KH 算法对相关网络进行参数优化,获得了更好的收敛速度和精度,与传统优化算法,如粒子群、萤火虫群等相比, KH 算法则相对简单、易于实现。基于此,本文采用 KH 算法来优化 SVM 的惩罚参数和核函数参数,并将其应用于目标威胁估计问题,在保证收敛速度的同时又能够提升寻优的精度。

2 算法原理

2.1 磷虾群算法

KH 算法是对自然界磷虾群觅食活动的模

拟。磷虾群中的每一个磷虾在觅食中都会受到食物和周围磷虾的综合影响,磷虾个体在这种综合作用下向着食物移动。在 KH 算法中,每个磷虾个体代表解空间(假设为 n 维)内的一个潜在的解,磷虾食物即为算法寻优所需要找到的全局最优解;算法在食物信息和周围磷虾信息的综合引导下,在 n 维的解空间内进行迭代并进行磷虾位置更新直至最终输出最优解。

KH 算法认为,每个磷虾个体 i 的位置移动由 3 部分构成,其第 k 次移动 $X_i(k)$ 可用如下形式表示:

$$X_i(k) = N_i(k) + F_i(k) + D_i(k), \quad (1)$$

其中, $N_i(k)$ 表示 i 受到其他磷虾个体引导所做出的移动,即引导移动; $F_i(k)$ 表示 i 受到食物引导所做出的移动,也即觅食移动; $D_i(k)$ 表示 i 的物理随机扩散。

(1) 引导移动

引导移动由目标指引、局部影响以及引导惯性 3 部分构成,对于磷虾 i ,其第 k 次引导移动 $N_i(k)$ 可定义为:

$$N_i(k) = N_{\max} \alpha_i(k) + \omega_n N_i(k-1), \quad (2)$$

其中, N_{\max} 为最大引导速度, $N_i(k-1)$ 为上一次的引导移动, $\omega_n \in [0, 1]$ 为前后两次引导移动的惯性权重, $\alpha_i(k)$ 可称之为引导移动源,定义为:

$$\alpha_i(k) = \alpha_i^{\text{local}}(k) + \alpha_i^{\text{target}}(k), \quad (3)$$

其中前一部分表示由 i 的邻居磷虾产生的局部影响,后一部分表示当前群体中最优磷虾所产生的目标方向的指引。

(2) 觅食移动

觅食移动由食物指引及觅食经验两部分构成,对于磷虾 i ,其第 k 次觅食移动 $F_i(k)$ 定义为:

$$F_i(k) = v_f \beta_i(k) + \omega_f F_i(k-1), \quad (4)$$

其中, v_f 为觅食速度, $F_i(k-1)$ 为上一次的觅食移动, $\omega_f \in [0, 1]$ 为前后两次觅食移动的惯性权重, $\beta_i(k)$ 可称为觅食移动源,可定义为:

$$\beta_i(k) = \beta_i^{\text{food}}(k) + \beta_i^{\text{best}}(k), \quad (5)$$

其中前一部分表示食物对 i 的吸引力,后一部分表示从迭代开始到当前时刻里个体 i 所获取的最

优适应度对 i 的吸引力。

(3) 随机扩散

在 KH 算法中,磷虾群个体的扩散被看作是一个随机过程,可以按照下面的式子给出:

$$D_i(k) = D_{\max} \delta_i(k), \quad (6)$$

其中,最大扩散速度用 D_{\max} 表示, $\delta_i(k)$ 表示当前的随机方向向量,其每项都是一个位于 $[-1, 1]$ 区间的随机数。

在 KH 算法中,随着迭代次数的增加,引导移动和觅食移动的影响逐渐减小,磷虾群逐渐移动至最优解,因而磷虾位置越优,其对应的随机扩散也应该逐渐减小。因此在式(6)中添加一项使得随机扩散部分按迭代线性递减的部分,即

$$D_i(k) = D_{\max} (1 - \frac{k}{K}) \delta_i(k), \quad (7)$$

其中 K 为最大迭代次数。

2.2 支持向量机

SVM 通过在正例和反例间建立一个分类超平面,使两类样本的隔离边缘最大化。SVM 期望通过核函数,能够将目标威胁估计特征向量映射到一个高维空间,从而建立判别函数。SVM 定义所求超平面用以下形式表示:

$$\omega \varphi(x) + b = 0, \quad (8)$$

其中 ω 为权重组成的高维向量, b 为偏置,非线性函数 $\varphi(x)$ 将各个威胁估计因素组成的特征向量 x 映射到高维空间。其求解方法可以用二次规划问题表示,即

$$\begin{aligned} \min & (\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + c \sum_{i=1}^l \xi_i) = 0 \\ \text{s. t.} & y_i (\omega^T \varphi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0 \end{aligned} \quad (9)$$

其中 c 为惩罚因子, ξ_i 为松弛变量, y_i 表示样本值, l 表示样本数量。

引入 Lagrange 系数并将式(9)转变成对偶问题,最终可将所求超平面表示为

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x, x_i) + b = 0, \quad (10)$$

其中 α_i 表示 Lagrange 系数, $K(x, x_i)$ 为核函数。

常用的核函数包括线性核函数、多项式核函数、径向基核函数等。鉴于径向基核函数有较高的学习能力,本文用其作为核函数,即

$$K(x_j, x_i) = \exp(-\frac{\|x_j - x_i\|^2}{2\sigma^2}). \quad (11)$$

影响超平面求解结果的主要因素有式(9)中

的惩罚因子 c 以及式(11)中的核函数参数 σ 。前者代表了对超出误差范围的样本的惩罚程度,用以调节数据的拟合度与泛化能力;后者控制着该核函数的径向作用范围,过小的 σ 容易产生过度拟合,过大的 σ 则导致失去学习能力。因此需要对这两个参数的取值进行调节,以获得较好的核函数性能。

3 基于 MGS0-SVM 的目标威胁估计

作为一种高级信息融合过程,威胁估计是在综合考虑敌方破坏力、运动能力、机动能力等因素的基础上,对敌方的战术含义和威胁程度或严重性进行估计。因此就必须要考虑多种属性的综合作用。按照属性特征划分,威胁估计因素包括目标速度、航向角等定量因素和目标类型、干扰能力等定性因素。本文选取目标速度(v)、目标航向角(θ)、目标高度(H)、目标距离(R)、目标类型、目标干扰能力等 6 个典型指标,构建如图 1 所示的基于磷虾群算法优化支持向量机(SVM optimized by Krill Herd algorithm, KH-SVM)的威胁估计模型。

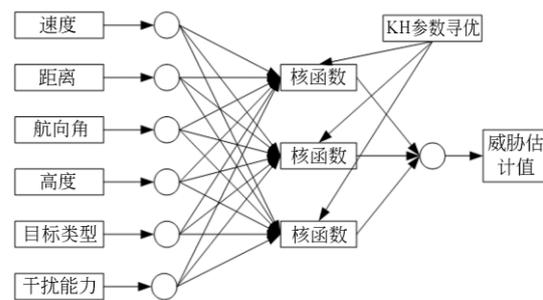


图 1 基于 KH-SVM 的目标威胁估计模型

Fig.1 Target threat assessment model based on KH-SVM

该算法的基本思想就是通过磷虾群算法对惩罚参数 c 和核函数参数 σ 进行优化,以便找到最佳配对参数,并运用获得的最优参数来构造 SVM 网络。KH 算法寻优的详细过程如图 2 所示。

步骤 1: Fit 函数的确定。适应度是根据 SVM 的误差来确定的。根据当前磷虾群携带的惩罚参数和核函数参数来构造 SVM 部分,进行训练并预测目标威胁值,将预测与期望之间的差值作为其适应度,即

$$Fit_i = \hat{y}_i - \bar{y}_i, \quad (12)$$

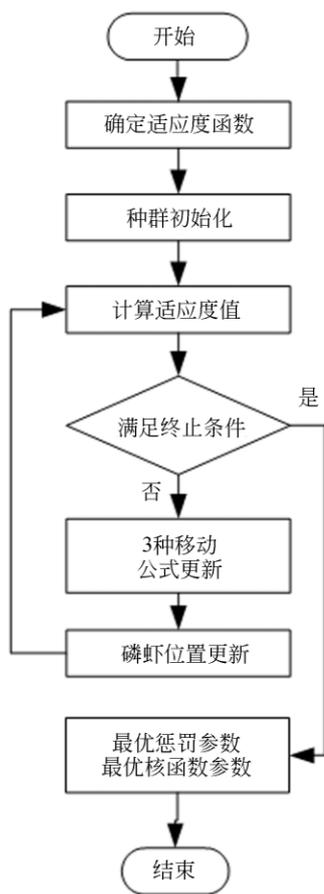


图 2 利用 KH 优化 SVM 参数的算法流程图

Fig. 2 Flowchart of SVM parameters optimization based on KH

步骤 2: KH 种群的初始化。设置磷虾群的种群规模、最大引导速度、觅食速度、最大扩散速度等。

步骤 3: 利用式(12)对每个磷虾个体进行适应度值计算。

步骤 4: 迭代更新。若未达到最大迭代次数, 则进行更新操作。按照式(2)-(3)更新引导移动部分, 按照式(4)-(5)更新觅食移动部分, 按照式(7)进行随机扩散; 按照式(1)综合引导移动、觅食移动、随机扩散 3 个部分, 对磷虾 i 进行位置更新。

更新后重新计算适应度值并重复以上迭代操作, 直至达到最大迭代次数, 从而获得惩罚参数和核函数参数。

4 MGSO-SVM 威胁估计算法验证

4.1 仿真设置

本文运用 MATLAB R2009a, 在 Intel(R) Core(TM)2 Quad CPU 2.83GHz 处理器、4G 内存的机器上, 编程实现所提出的 KH-SVM 威胁估计方法。从目标威胁数据库中抽取数据来训练 KH-SVM 网络。为了更好地满足空中目标威胁估计的实际情况, 构建更完善的网络, 本文将空中目标分为大目标(例如歼击机、轰炸机等)、小目标(例如巡航导弹、空地导弹)、直升机 3 类, 使得 KH-SVM 网络能够应对各种类型的空中目标。按照均匀分布随机地从大目标、小目标、直升机中各抽取 30 组数据作为训练集, 数据结构包括输入的 6 个典型指标以及输出的目标威胁值。再用同样的分类方式抽取 30 组数据来组成测试集, 也即大目标、小目标、直升机各 10 组数据。部分原始数据如表 1 所示。数据经过归一化后再输入到模型中。

表 1 部分原始数据

Tab. 1 Part of original data

| 序号 | 目标类型 | 速度(m/s) | 航向角(°) | 高度(m) | 距离(km) | 干扰能力 | 目标威胁值 |
|----|------|---------|--------|-------|--------|------|-------|
| 1 | 大型目标 | 600 | 3 | 1 000 | 100 | 中 | 0.637 |
| 2 | 大型目标 | 800 | 4 | 5 000 | 200 | 强 | 0.339 |
| 3 | 大型目标 | 650 | 12 | 1 200 | 80 | 中 | 0.517 |
| 4 | 大型目标 | 400 | 6 | 1 500 | 100 | 中 | 0.571 |
| 5 | 大型目标 | 380 | 16 | 800 | 200 | 强 | 0.683 |
| 6 | 小型目标 | 500 | 10 | 800 | 50 | 强 | 0.834 |
| 7 | 小型目标 | 700 | 12 | 700 | 120 | 强 | 0.743 |
| 8 | 小型目标 | 850 | 15 | 400 | 80 | 中 | 0.764 |
| 9 | 小型目标 | 650 | 18 | 1 200 | 75 | 强 | 0.801 |
| 10 | 小型目标 | 750 | 8 | 1 100 | 90 | 强 | 0.707 |
| 11 | 直升机 | 80 | 15 | 400 | 50 | 弱 | 0.394 |
| 12 | 直升机 | 110 | 3 | 600 | 80 | 弱 | 0.279 |
| 13 | 直升机 | 95 | 9 | 600 | 75 | 弱 | 0.268 |
| 14 | 直升机 | 100 | 7 | 550 | 90 | 弱 | 0.308 |
| 15 | 直升机 | 115 | 12 | 750 | 70 | 中 | 0.357 |

本文相关参数设置如下:在 KH 中,种群规模取 30,并设置 $K=100, N_{max}=0.01, v_f=0.02, D_{max}=0.005$,其余各项引导移动源和觅食移动源按照文献[12]所给出的公式计算;SVM 采用 C-SVR 型,核函数采用前面给出的 $\exp(-\frac{\|x_j-x_i\|^2}{2\sigma^2})$ 函数,将所优化参数范围限定为 $c \in [0.1, 100]$ 和 $\sigma \in [0.01, 1000]$ 。参数初始化完成后即可按照图 2 给出的 KH-SVM 方法根据目标威胁估计训练集数据进行迭代进化和网络训练。

为进一步验证磷虾群优化算法的有效性,本文另采用粒子群(Particle Swarm Optimization, PSO)和萤火虫群(Glowworm Swarm Optimization, GSO)算法对 SVM 的参数进行优化。对于粒子群算法,设置其局部和全局搜索因子分别为 $c_1=1.5, c_2=1.7$,惯性权重 $\omega=1$;对于萤火虫算法,按照表 2 设置各参数。

表 2 萤火虫算法的参数取值

Tab. 2 Parameters of Glowworm Swarm Optimization

| 参数 | 取值 |
|--------|------|
| 荧光素初值 | 5 |
| 荧光素更新率 | 0.6 |
| 挥发系数 | 0.4 |
| 邻居阈值 | 5 |
| 决策域更新率 | 0.08 |
| 位置更新步长 | 0.05 |
| 感知范围 | 5 |

4. 2 仿真结果

各方法优化过程中最佳的质应度值的变化过程如图 3 所示。从中可以看出,本文所采用的

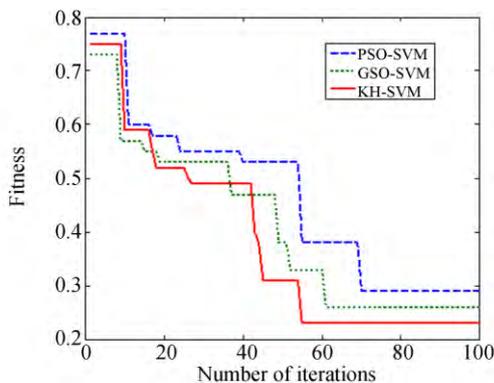


图 3 算法进化曲线

Fig. 3 Evolution process

KH 方法的收敛效果优于另外两种方法,GSO 方法次之,PSO 的收敛效果最差。另外,KH 方法有着更好的速度和精度,其只需经过较少的(55 次)迭代即可达到最佳适应度 0.23,收敛速度快于 PSO 的 70 次和 GSO 的 61 次,并且其最佳适应度值也小于 PSO 的 0.29 和 GSO 的 0.26,这表明 KH 算法在花费较小代价下即可发现最优的 SVM 参数。

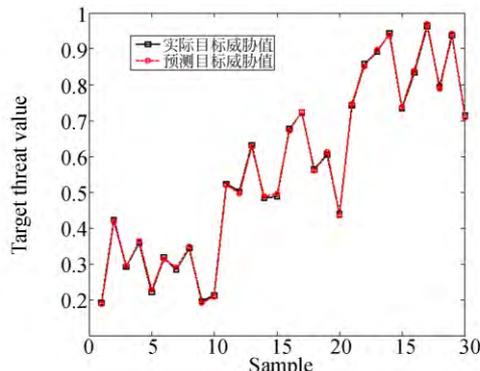


图 4 KH-SVM 的预测威胁值与真实威胁值对比

Fig. 4 Comparison between forecasting values and real threat values based on KH-SVM

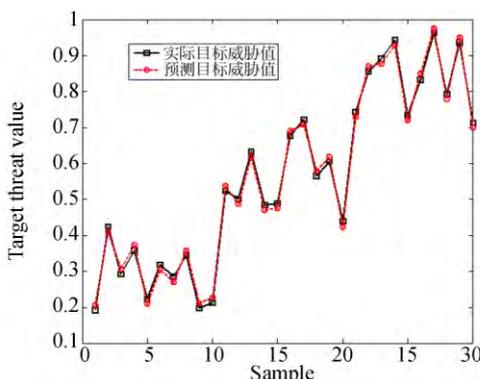


图 5 PSO-SVM 的预测威胁值与真实威胁值对比

Fig. 5 Comparison between forecasting values and real threat values based on PSO-SVM

采用 3 种策略优化的 SVM 网络分别对同样的 30 组测试集数据进行目标威胁估计,图 4 即为采用 KH-SVM 方法在各样本点处得到的预测威胁值和实际威胁值对比图,图 5 为采用 PSO-SVM 方法得到的预测威胁值和实际威胁值对比图,图 6 为采用 GSO-SVM 方法得到的预测威胁值和实际威胁值对比图。图 7 给出了 3 种方法在各样本点处的预测输出误差的绝对值。表 2 给出了 3 种方法绝对误差的平均值。

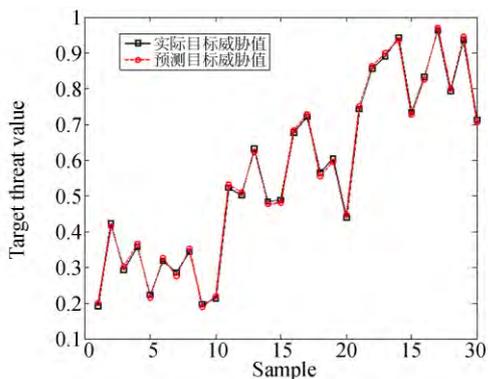


图 6 GSO-SVM 的预测威胁值与真实威胁值对比
Fig. 6 Comparison between forecasting values and real threat values based on GSO-SVM

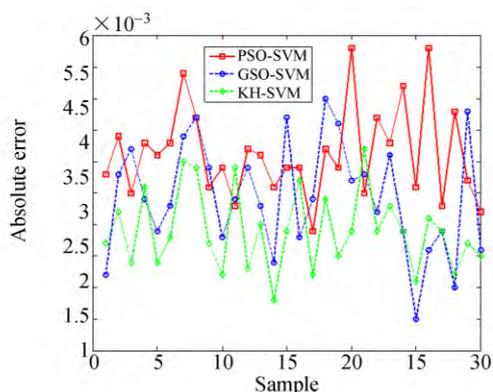


图 7 各方法的预测误差绝对值
Fig. 7 Absolute predictive errors for different methods

表 2 3 种优化方法的绝对预测误差平均值
Tab. 2 Average of absolute predictive errors of three optimization methods

| 方法 | 预测误差 |
|---------|----------|
| PSO-SVM | 0.004 13 |
| GSO-SVM | 0.003 44 |
| KH-SVM | 0.002 91 |

参考文献:

[1] 王小龙,宋裕农,丁文强. 基于分层贝叶斯网络的反潜编队对潜威胁估计[J]. 火力与指挥控制, 2014, 39(4):82-85,90.
WANG X L, SONG Y N, DING W Q. Method for evaluate threat of anti-submarine war fleet to sub-

由图 2~图 7 和表 2 可以看出,本文所提出的 KH-SVM 方法整体性能要优于 GSO-SVM 和 PSO-SVM。在样本点 11 和样本点 21 处, PSO-SVM 方法所得到的预测威胁值误差小于另外两种方法;在样本点 1、4、16、24、25、26、27、28 处,通过 GSO-SVM 方法得到的预测威胁值误差小于另外两种方法;除此之外,在其余的 20 个样本点处,本文提出的 KH-SVM 方法的预测威胁值误差都要比另外两种方法小。实验结果表明本文构造的 KH-SVM 网络能够较好地应对目标威胁估计问题,其参数寻优效果要好于传统的 PSO 和 GSO 方法。

5 结 论

本文根据目标威胁估计的特点,利用最新智能算法在全局性能和局部性能上的优越性,结合磷虾群算法和支持向量机,提出了基于 KH-SVM 的目标威胁估计模型,并设计了基于该模型的目标威胁估计算法。文中选取影响目标威胁估计的 6 个典型指标构建威胁估计模型,并采集相应数据用于仿真试验,与传统的 PSO 方法和 GSO 方法的参数寻优性能进行比较。结果表明, KH-SVM 的绝对预测误差的平均值为 0.002 91, 优于传统的 PSO 方法和 GSO 方法,具有良好的快速性和准确性,可以有效解决参数寻优问题。利用 KH-SVM 方法处理威胁估计问题,其预测性能更为优异,可以更好地完成对作战目标威胁程度的估计。

marine based on hierarchical bayesian network [J]. *Fire Control and Command Control*, 2014, 39(4): 82-85,90. (in Chinese)
[2] 王毅,刘三阳,张文,等. 属性权重不确定的直觉模糊多属性决策的威胁评估方法[J]. 电子学报, 2014,42(12): 2509-2514.
WANG Y, LIU S Y, ZHANG W, et al.. Threat

- assessment method with uncertain attribute weight based on intuitionistic fuzzy multi-attribute decision [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(12): 2509-2514. (in Chinese)
- [3] 谷向东,童中翔,柴世杰,等. 基于 IAHP 和离差最大化 TOPSIS 法目标威胁评估[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2011, 12(2): 27-31.
GU X D, TONG ZH X, CHAI SH J, *et al.*. Target threat assessment based on TOPSIS combined by IAHP and the maximal deviation [J]. *Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition*, 2011, 12(2): 27-31. (in Chinese)
- [4] 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 SH, 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. (in Chinese)
- [5] 王改革,郭立红,段红,等. 基于萤火虫算法优化 BP 神经网络的目标威胁评估[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2013, 43(4): 1064-1069.
WANG G G, GUO L H, DUAN H, *et al.*. Target threat assessment using glowworm swarm optimization and BP neural network [J]. *Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition*, 2013, 43(4): 1064-1069. (in Chinese)
- [6] 陈洁钰,姚佩阳,王勃,等. 基于结构熵和 IGSO-BP 算法的动态威胁评估[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(5): 1076-1083.
CHEN J Y, YAO P Y, WANG B, *et al.*. Dynamic threat assessment based on structure entropy and IGSO-BP algorithm [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2015, 37(5): 1076-1083. (in Chinese)
- [7] LI P F, DONG L M, XIAO H C, *et al.*. A cloud image detection method based on SVM vector machine [J]. *Neurocomputing*, 2015, 169(SD): 34-42.
- [8] LI H, CHUNG F L, WANG S T. A SVM based classification method for homogeneous data [J]. *Applied Soft Computing*, 2015, 36: 228-235.
- [9] 程帅,孙俊喜,曹永刚,等. 增量深度学习目标跟踪 [J]. 光学 精密工程, 2015, 23(4): 1161-1170.
CHENG SH, SUN J X, CAO Y G, *et al.*. Target tracking based on incremental deep learning [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(4): 1161-1170. (in Chinese)
- [10] 李姜,郭立红. 基于改进支持向量机的目标威胁估计 [J]. 光学 精密工程, 2014, 22(5): 1354-1362.
LI J, GUO L H. Target threat assessment using improved SVM [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(5): 1354-1362. (in Chinese)
- [11] ZHANG J X, WANG S T. A fast leave-one-out cross-validation for SVM-like family [J]. *Neural Computing and Applications*, 2015: 1-14.
- [12] NIETO P J G, GONZALO E G, LASHERAS F S, *et al.*. Hybrid PSO-SVM-based method for forecasting of the remaining useful life for aircraft engines and evaluation of its reliability [J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2015, 138: 219-231.
- [13] SELAKOV A, CVIJETINOVIC D, MILOVIC Z L, *et al.*. Hybrid PSO-SVM method for short-term load forecasting during periods with significant temperature variations in city of Burbank [J]. *Applied Soft Computing*, 2014, 16: 80-88.
- [14] WANG Y K, HAN B X, ZHANG Y. A kind of coagulant dosing control model based on ISFLA-SVM [C]. *Control and Decision Conference*, 2015: 6417-6420.
- [15] GANDOMI A H, ALAVI A H. Krill Herd: a new bio-inspired optimization algorithm [J]. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 2012, 17: 4831-4845.
- [16] WANG G G, GUO L H, GANDOMI A H, *et al.*. Chaotic Krill Herd Algorithm [J]. *Information Sciences*, 2014, 274: 17-34.
- [17] WANG G G, GANDOMI A H, ALAVI A H, *et al.*. Stud Krill Herd Algorithm [J]. *Neurocomputing*, 2014, 128: 363-370.

- [18] GUO L H, WANG G G, GANDOMI A H, *et al.*. A new improved krill herd algorithm for global numerical optimization [J]. *Neurocomputing*, 2014, 138: 392-402.
- [19] 张智,姜秋喜,徐梁昊. 磷虾群免疫粒子滤波的机载单站无源定位算法[J]. *火力与指挥控制*, 2015, 40(4):92-97.
ZHANG ZH, JIANG Q X, XU L H. Airborne single observer passive location based on krill herd immune particle filter [J]. *Fire Control and Command Control*, 2015, 40(4):92-97. (in Chinese)
- [20] 刘志健. 基于改进磷虾群算法的汽轮机真空优化方法的研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2015.
LIU ZH J. *Study of optimization method for the steam turbine vacuum based on the ameliorated krill herd* [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2015. (in Chinese)

作者简介:



黄璇(1988—),男,广西柳州人,博士,2007年于中国科学技术大学获得学士学位,主要从事数据融合方面的研究。E-mail: xuhuang@mail.ustc.edu.cn

导师简介:



郭立红(1964—),女,吉林舒城人,研究员,博士生导师,2003年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位,主要从事光电对抗装备总体设计的研究。E-mail: guolh@ciomp.ac.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)