

基于 CHCQPSO-LSSVM 的空战目标威胁评估

许凌凯, 杨任农[✉], 张彬超, 邬 蒙, 肖雨泽

(空军工程大学航空航天工程学院, 西安, 710038)

摘要 针对传统评估方法存在的模型精度低、结构复杂、无法进行实时动态威胁评估等问题, 提出了一种基于最小二乘支持向量机(LSSVM)的空战目标威胁评估方法。首先, 对空战特征数据进行威胁指数分析, 结合专家评判构建威胁评估样本库; 然后, 采用交叉杂交的混沌量子粒子群算法(ChCQPSO)对 LSSVM 中的正则化参数与核函数参数进行寻优, 并与经典 PSO、BP 神经网络、网格法模型进行对比分析; 最后, 用优化后的 LSSVM 模型实现空战目标实时动态威胁评估。仿真结果表明, 所提方法评估精度高、用时短, 为空战目标威胁评估提供了一种新思路。

关键词 空战; 目标威胁评估; 最小二乘支持向量机; 混沌量子粒子群

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2017.05.006

中图分类号 V271 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2017)05-0030-06

A Target Threat Assessment in Air Combat Based on CHCQPSO-LSSVM

XU Lingkai, YANG Renrong[✉], ZHANG Binchao, WU Meng, XIAO Yuze

(Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: Aimed at the problems that the traditional evaluation methods are low in evaluation precision, complex in structure of the model, and is not available in the real-time dynamic threat assessment, an air combat threat assessment method based on least squares support vector machine (LSSVM) is proposed. Firstly, the threat index of air combat characteristic data is analyzed, and the expert evaluation is used to build the threat assessment sample base. Then, cross hybridization chaos quantum particle swarm optimization(ChCQPSO) algorithm is used to optimize the regularization parameter and kernel function parameter in LSSVM, and the results are compared with those of the classical PSO, BP neural networks and mesh models. Finally, the optimized LSSVM model is used to realize the real-time dynamic threat assessment of air combat targets. The simulation results show that the proposed method is high in accuracy and short in time required, thus providing a new idea for evaluating the threat of air combat targets.

Key words: air combat; target threat assessment; LSSVM; chaos quantum particle swarm optimization

空战目标威胁评估是现代空战理论研究的一个 重要方向, 是实现预警指挥和智能决策的基础, 也是

收稿日期: 2017-05-08

基金项目: 航空科学基金(20155196022)

作者简介: 许凌凯(1993—), 男, 湖北鄂州人, 硕士生, 主要从事机器学习与智能空战研究. E-mail: 601676911@qq.com

通信作者: 杨任农(1968—), 男, 四川彭县人, 教授, 博士生导师, 主要从事航空兵任务规划与作战效能评估研究. E-mail: xulin395@163.com

引用格式: 许凌凯, 杨任农, 张彬超, 等. 基于 CHCQPSO-LSSVM 的空战目标威胁评估[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2017, 18(5): 30-35. XU Lingkai, YANG Renrong, ZHANG Binchao, et al. A Target Threat Assessment in Air Combat Based on CHCQPSO-LSSVM [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2017, 18(5): 30-35.

目标分配和火力分配的前提^[1-2]。在传统的空战格斗中,一般是单机之间进行对抗,很少出现多机协同作战,而在现代化空战中,空战过程更加信息化与智能化,多机协同作战已成为常见的作战模式。为提高作战能力,首要问题就是如何对敌方目标的威胁程度进行准确合理地评估,以便载机作出相应的机动决策。研究空战目标威胁评估具有重要的意义。

国内外许多学者对空战威胁评估进行了研究。文献[3]提出了一种基于贝叶斯影响网的目标威胁评估模型,文献[4]提出一种基于离散模糊动态贝叶斯网络的评估方法,但贝叶斯网络存在拓扑结构复杂、先验概率难以获取、评估精度低等问题。文献[5]采用神经网络法对空战威胁评估进行研究,文献[6]提出了一种改进的 RBF 神经网络威胁评估方法,但神经网络理论存在一些无法避免的缺陷,如网络结构难以确定、训练时间长、鲁棒性差、评估精度低。文献[7]采用标准支持向量机对空战目标威胁进行评估,评估精度较高,但存在模型结构复杂、计算量大、训练时间长等问题。

1 空战目标威胁评估模型原理

1.1 空战双方态势关系

在空战格斗中,敌我双方的态势信息是评估威胁程度重要参数。空战双方几何态势关系见图 1^[8]。参数符号见表 1。

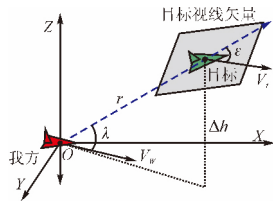


图 1 敌我双方几何态势关系

ig. 1 Geometry situation relationship between the two sides

表 1 态势参数描述

Tab. 1 Situation parameter description

| 参数符号 | 名称 | 值域 |
|------------|--------|------------------------|
| λ | 目标方位角 | $[0, \pi]$ |
| ϵ | 目标进入角 | $[0, \pi]$ |
| η | 速度矢量夹角 | $[0, \pi]$ |
| r | 相对距离 | $[0, 10\ 000]\text{m}$ |
| V_w | 我方速度 | — |
| V_t | 敌方速度 | — |
| Δh | 相对高度 | $[0, 15\ 000]\text{m}$ |
| h | 我方高度 | $[0, 15\ 000]\text{m}$ |

1.2 空战目标威胁评估指数

常用的威胁评估方法有威胁指数法、优势函数法、多属性决策法等,本文选取威胁指数法作为评估方法。选取速度威胁、高度威胁、距离威胁、角度威胁、空战能力 5 个方面构建线性加权的空战威胁评估函数 T_{ij} :

$$\begin{cases} T_{ij} = \omega_v T_v + \omega_h T_h + \omega_\theta T_\theta + \omega_d T_d + \omega_c T_c \\ \omega_v + \omega_h + \omega_\theta + \omega_d + \omega_c = 1 \end{cases} \quad (1)$$

式中: T_v 为速度威胁指数; T_h 为高度威胁指数; T_θ 为角度威胁指数; T_d 为距离威胁指数; T_c 为能力威胁指数; ω 为非负权重系数,本文采用文献[9]中的区间数 TOPSIS 法确定权重系数。

各威胁指数的计算公式如下:

$$T_v = \begin{cases} 0, & v_i/v_j \leq 0.5 \\ -0.5 + v_i/v_j, & 0.5 < v_i/v_j \leq 0.5 \\ 1, & v_i/v_j > 0.5 \end{cases} \quad (2)$$

$$T_h = \begin{cases} 0, & h_{ij} < -5\text{ km} \\ 0.5 + 0.1h_{ij}, & -5\text{ km} < h_{ij} \leq 5\text{ km} \\ 1, & h_{ij} > 5\text{ km} \end{cases} \quad (3)$$

$$T_d = \begin{cases} 0, & d_{ij} > D_{R\max} \\ 1 - \frac{d_{ij} - D_{W\max}}{D_{R\max} - D_{W\max}}, & D_{W\max} < d_{ij} \leq D_{R\max} \\ 1, & d_{ij} \leq D_{W\max} \end{cases} \quad (4)$$

$$T_\theta = e^{-\frac{|a_{ij} + \beta_{ij}|}{180}} \quad (5)$$

$$T_c = \begin{cases} 0, & c_i/c_j < 0.3 \\ 0.25, & 0.3 \leq c_i/c_j < 1 \\ 0.5, & c_i/c_j = 1 \\ 0.75, & 1 < c_i/c_j < 1.5 \\ 1, & c_i/c_j \geq 1.5 \end{cases} \quad (6)$$

$$c = [\ln A + \ln(\sum B_1 + 1) + \ln(\sum B_2)] \epsilon_1 \epsilon_2 \epsilon_3 \epsilon_4 \quad (7)$$

式中: $D_{R\max}$ 为我方雷达探测半径; $D_{W\max}$ 为我方导弹最大攻击距离; A 为机动性能系数; B_1 为火力性能系数; B_2 为探测目标能力系数; ϵ_1 为操纵效能系数; ϵ_2 为生存能力系数; ϵ_3 为航程系数; ϵ_4 为电子对抗能力系数。

1.3 空战目标威胁评估模型框架

从原始数据中提取出空战态势数据与空战能力数据作为 5 种威胁指数对应的特征数据,然后结合威胁指数函数和专家评判对目标的威胁程度进行评估,分为高、中、低 3 个档次,并以此构建“特征数据-威胁程度”样本库,选取样本库中的数据来训练 LSSVM 模型,使用 CHCQPSO 算法优化 LSSVM 模型,并用优化后的模型进行空战目标威胁评估。模型框架见图 2。

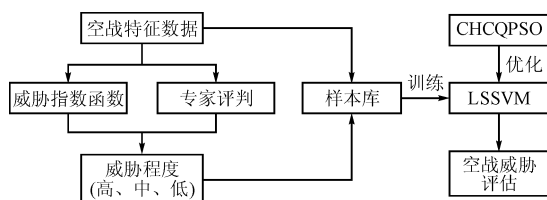


图2 空战目标威胁评估模型框架

Fig. 2 Air combat target threat assessment model framework

2 空战目标威胁评估算法

2.1 最小二乘支持向量机

LSSVM 求解的最优化问题可描述如下:

$$\begin{cases} \min j(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \gamma \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \\ \text{s. t. } y_i = \phi(x_i) \omega + b + \xi_i, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\phi(x_i)$ 为核函数; ω 为权值向量; $\xi_i \geq 0$ 为松弛变量; b 为偏移量; γ 为正则化参数, 也称超参数。

引入 Lagrange 法来求解这个优化问题, 最终可得出 LSSVM 最优分类函数:

$$y(x) = \text{sign}[\sum a_i y_i K(x, x_i) + b], i = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

式中: $\text{sgn}()$ 为符号函数; n 为训练样本数; x_i 为训练样本; x 为待评估样本; $K(x, x_i)$ 为核函数。

2.2 交叉杂交的混沌量子粒子群算法

2.2.1 量子粒子群算法

Sun^[10] 等将量子力学中的一些基本理论引入到粒子群算法中, 提出了一种量子粒子群 (Quantum Particle Swarm Optimization, QPSO) 算法, 在 QPSO 算法中, 波函数 $\Psi(x, t)$ 用来描述粒子的状态, 利用薛定谔方程可以得到粒子在空间某一点出现的概率密度函数, 再通过蒙特卡罗随机模拟得到粒子的位置方程^[11]:

$$\begin{cases} x(t) = x_{op} \pm \frac{L}{2} \ln\left(\frac{1}{u}\right) \\ x_{op} = \lambda x_i(t) + (1 - \lambda) x_g(t) \end{cases} \quad (10)$$

式中: λ 和 u 为 $[0, 1]$ 之间随机数; t 为进化代数; $x_i(t)$ 为第 i 个粒子进化 t 次时粒子位置个体极值; $x_g(t)$ 为进化 t 次时种群位置全局极值。 $x_{op}(t)$ 介于 $x_i(t)$ 与 $x_g(t)$ 之间随机位置, L 由以下方程给出:

$$\begin{cases} L(t+1) = 2\omega |x_a(t) - x(t)| \\ x_a(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i(t) \end{cases} \quad (11)$$

式中: ω 为惯性因子, 是 QPSO 算法中的一个重要参数; N 为种群中粒子的个数; $x_a(t)$ 表示粒子群进化到第 t 次时中所有粒子的个体平均极值。

联合式(10)、(11)得 QPSO 算法进化方程:

$$x(t+1) = x_{op} \pm \omega |x_a(t) - x(t)| \ln \frac{1}{u} \quad (12)$$

2.2.2 混沌惯性因子

在 QPSO 算法中, 惯性因子一般为固定值或者随迭代的进行线性降低, 但实际的搜索过程往往是复杂的、非线性的。Bansal 等人^[12] 研究了 15 种惯性因子的优化方式, 指出混沌机制能使惯性因子取得最佳的平均精度, 故本文采用混沌惯性因子 $\omega(t)$ 代替(11)式中的惯性因子, 公式如下:

$$\omega(t) = (\omega_{\max} - \omega_{\min})(D_M - D_t)/D_M + \omega_{\min} z \quad (13)$$

$$z = 4r(1-r) \quad (14)$$

式中: r 为分布于 $[0, 1]$ 之间随机数; ω_{\max} 与 ω_{\min} 表示惯性因子所设定的最大、最小值, 一般设 ω_{\max} 为 1.0, ω_{\min} 为 0.5; D_M 为设定最大迭代次数; D_t 为当前迭代次数。算法在每一次迭代过程中, 通过式(14)与(15)更新每个粒子的混沌惯性因子。

2.2.3 引入杂交机制

QPSO 算法比传统 PSO 算法在全局寻优能力上有较大提高, 但当解空间存在较多局部最优时, QPSO 算法依然容易出现早熟收敛现象, 为进一步提高 QPSO 算法的全局寻优能力, 将杂交机制引入到 PSO 算法中。杂交机制描述: 在迭代过程中, 种群会根据设定好的杂交概率选取部分粒子参与杂交, 这部分粒子称为父代粒子, 父代粒子随机两两组合, 根据杂交公式进行杂交并产生相同数量的子代粒子, 新生成的子代粒子不断代替父代粒子, 从而能使陷入局部最优的粒子跳出来。杂交公式为:

$$\begin{cases} c(x) = p p_a(x) + (1-p) p_b(x) \\ c(v) = \frac{p_a(v) + p_b(v)}{|p_a(v) + p_b(v)|} |p_a(v)| \end{cases} \quad (15)$$

式中: $c(x)$ 为子代粒子的位置; $c(v)$ 为子代粒子的速度; $p_a(x)$ 为父代粒子的位置; $p_b(v)$ 为父代粒子的速度; p 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

2.2.4 杂交机制的改进

上述提到的杂交机制中, 父代粒子通过随机组合的方式进行杂交, 这种杂交机制存在一个缺陷, 见图 3, 粒子 A 与粒子 B 陷入了同一个局部最优处, 若参与杂交的粒子在两两随机组合时选中了这 2 个粒子, 则粒子 A 与粒子 B 杂交产生的后代粒子 A' 与 B' 依然会在该局部最优内, 这样一来粒子仍无法逃离该局部最优, 导致算法的性能降低。

对此, 提出一种交叉杂交的方式: 将参加杂交的粒子按一定规则排列, 例如根据适应度值、正则化参数 γ 、核函数参数 g 的大小进行排列。这里采用按正则化参数 γ 从小到大进行排列的规则。若每次迭代时选取 $2k$ 个粒子参加杂交, 则按图 4 方式, 先将

粒子按正则化参数 γ 从小到大进行排列,然后第 1 个粒子与第 $k+1$ 个粒子杂交,第 2 个粒子与第 $k+2$ 个粒子杂交,以此类推。

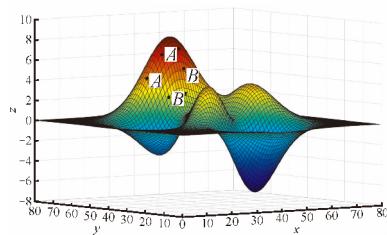


图3 三维示意图

Fig. 3 Three dimensional display

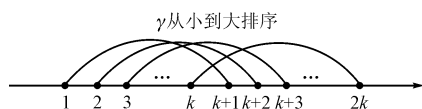


图4 粒子的交叉杂交方式

Fig. 4 Cross hybridization of particles

传统杂交机制中杂交概率 p_c 固定不变,当算法进入迭代后期,由于杂交概率较大,种群很难在局部范围内进行精确搜索,降低了算法的局部寻优精度。因此,本文通过加入杂交控制因子 σ 的方式,使杂交概率随着迭代的进行不断降低:

$$\sigma = \cos\left[\frac{\pi}{2}(D_M - D_i)/D_M\right] \quad (16)$$

式中: D_i 为当前迭代次数; D_M 为最大迭代次数。在每次迭代过程中,按 σp_c 概率发生杂交,杂交概率随着迭代次数的增加而降低。

2.3 算法步骤

利用 CHCQPSO 算法寻找 LSSVM 最优参数的基本流程见图 5。

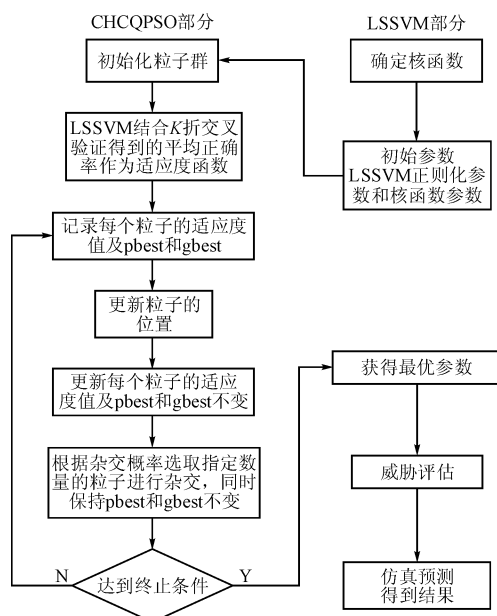


图5 CHCQPSO 优化 LSSVM 流程图

Fig. 5 Flow chart of CHCQPSO optimizing LSSVM

3 仿真实验

3.1 数据来源与分析

以空战训练记录仪采集的数据进行仿真实验,从“特征数据-威胁程度”样本库中选取 900 例样本,随机选取 800 例作训练集,余下 100 例作测试集。

其中,空战特征数据包含空战态势数据与空战能力数据,空战态势数据包括表 1 中的各项参数,空战能力数据包括式(2)~(7)中的各项参数。将空战特征数据作为输入,威胁程度作为分类标签,放入 LSSVM 模型中进行训练,并利用 CHCQPSO 算法对参数进行寻优。在模型训练前,需要利用式(17)对样本数据进行归一化处理:

$$\hat{x} = (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) \quad (17)$$

式中: x 与 \hat{x} 分别为原始数据以及归一化后的数据; x_{\max} 和 x_{\min} 分别为原始数据列中的最大、最小值。

3.2 模型训练

本文仿真实验在 Matlab 环境下进行,运用 LSSVM 工具箱编写相关算法程序。核函数选用径向基核函数,通过 CHCQPSO 算法结合 k 折交叉验证法对 LSSVM 中的正则化参数 γ 和核函数参数 g 进行寻优,得到最优的训练模型,训练过程如下:

设定算法的进化代数 300,参与寻优的粒子数量设为 30 个,杂交概率初始值 p_c 设为 0.5,参与杂交的粒子数量为种群数量的三分之一,加速因子 c_1 、 c_2 均设为 1.496 18,有利于算法收敛,正则化参数 γ 的搜索空间设为 0.01~100,核函数参数 g 的搜索空间为,以 5 折交叉验证得到的正确率作为算法的适应度值。

训练过程中适应度变化曲线见图 6。

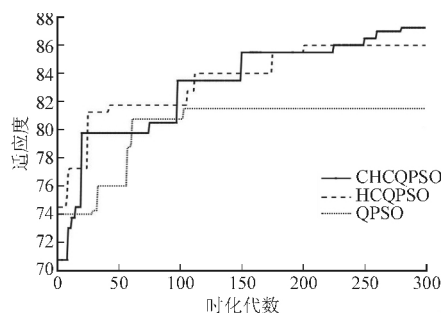


图6 适应度变化曲线

Fig. 6 Fitness change curve

由图 6 知,适应度曲线呈阶梯状增长。其中,CHCQPSO 算法的粒子找到的最优正则化参数 γ 为 8.674 3,最优核函数参数 g 为 124.139 2,最佳适应度值为 87.25。

为验证算法的优越性,在参数设置不变的情况下,分别用 QPSO 算法与未改进杂交机制的 HCQPSO 算法对参数进行寻优,得到的适应度曲线分别对应于图 6 中的短虚线和长虚线。通过对比可知,QPSO 算法适应度曲线更新频率较低,表示其种群多样性较差,当迭代进行到 110 次时,适应度停止更新,表示算法陷入局部最优解,而此时 CHCQPSO 算法的粒子通过杂交机制跳出局部最优,适应度曲线继续更新;在迭代后期,由于杂交控制因子的影响,CHCQPSO 的粒子能更加专注于局部搜索,迭代进行到 240 次以后,适应度仍在更新,表明其局部搜索精度较 HCQPSO 有一定提高。

通过种群位置分布能比较直观的分析算法全局搜索能力的优劣。将 QPSO 算法和 CHCQPSO 算法的种群位置分布进行比较,见图 7,小圆圈表示种群中的粒子曾到达过的位置。

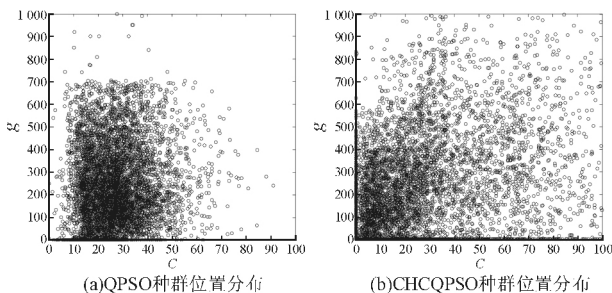


图 7 种群位置分布对比

Fig. 7 Comparison of population distribution

分析图 7 可知,CHCQPSO 算法的种群比 QPSO 算法的种群分散,证明引入杂交算法有效的提高了种群多样性,全局寻优能力得到提高。

3.3 模型评估

通过 CHCQPSO 算法找到最优参数后,选用径向基核函数,使用 Matlab LSSVM 工具箱中的 simlssvm 函数分别对 800 个训练样本以及 100 个测试样本进行评估。为证明评估结果的有效性和优越性,进行横向对比研究:分别采用 HCQPSO 算法、经典 PSO 算法、BP 神经网络法^[14]、网格法^[15],结合 LSSVM 构建的模型对数据进行训练和评估,得到的评估结果见表 2。

表 2 评估结果对比

| Tab. 2 Comparison of evaluation results | | | % |
|---|--------|--------|---|
| 模型类型 | 训练集正确率 | 测试集正确率 | |
| CHCQPSO-LSSVM | 93.50 | 88.0 | |
| HCQPSO-LSSVM | 90.25 | 84.0 | |
| QPSO-LSSVM | 82.00 | 76.0 | |
| BP 神经网络 | 86.50 | 80.0 | |
| 网格法 | 78.75 | 72.0 | |

从表中可知,采用了 CHCQPSO 算法的评估模型精度最高,训练集和测试集正确率分别 93.50% 与 88.0%,比 HCQPSO 分别提高了 3.25% 与 4%,比 QPSO 分别提高了 11.50% 与 12%。BP 神经网络模型介于 QPSO 与 HCQPSO 之间,网格法模型效果最差。

不同模型的训练和评估时间对比见表 3。

表 3 消耗时间对比

| Tab. 3 Consumption time comparison | | | s |
|------------------------------------|-----------|-----------|---|
| 模型类型 | 训练时间 | 评估时间 | |
| CHCQPSO-LSSVM | 632.613 2 | 0.025 213 | |
| CHCQPSO-SVM | 814.721 9 | 0.028 295 | |
| BP 神经网络 | 978.127 3 | 0.031 724 | |

由表 3 可知,LSSVM 模型的训练时间较 SVM 相比有明显缩短,BP 神经网络由于网络结构复杂,训练所需时间最长。在进行空战威胁评估时,3 种模型消耗时间均很短,能很好满足实时性的要求。

3.4 实时动态威胁评估

设在空战中某一时刻,我方飞机探测到敌方目标,随后对其进行实时观测并进行空战对抗,对抗过程见图 8^[10]。

图中,我方飞机用红色表示,敌方飞机用蓝色表示。为便于分析,将整个空战对抗分为 7 个过程,每隔 5 s 将敌方目标的特征信息输入到威胁评估模型,评估模型对数据进行实时分析并将评估结果动态显示出来,见图 9。

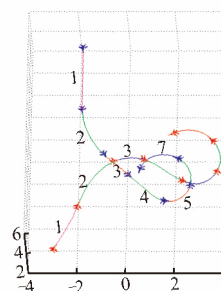


图 8 空战对抗过程

Fig. 8 Air combat

countermeasure

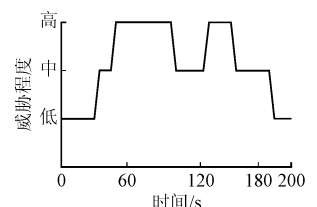


图 9 敌方目标的实时

动态威胁评估

Fig. 9 Real time threat assessment of enemy target

结合图 8、图 9 对整个空战过程分析如下:过程 1 中,我方飞机雷达探测到敌方目标,此时目标距离相对较远,未达到攻击条件,威胁评估模型给出的威胁程度为“低”;过程 2 中,随着距离不断缩小,双方进入空战对抗区域,敌方飞机的威胁程度分别在 35 s 与 50 s 时上升为“中”和“高”;过程 3 中,敌方飞机位于我方飞机的侧后方,我方飞机处于态势劣势,模型给出的敌方威胁程度为“高”;过程 4 中,敌方飞机占有角度优势,

但我方飞机占有高度优势,敌方威胁程度在105 s时降为“中”;过程5中,敌方飞机通过做大机动扩大了角度优势并缩短了高度差距,我方飞机处于劣势,敌方威胁程度在135 s时上升为“高”;过程6中,双方均做大机动,我方飞机不断扩大距离优势和高度优势,敌方威胁程度在160 s时降为“中”。过程7中,我方飞机通过过程5、6形成尾后攻击态势,使敌方处于态势劣势,模型在195 s时判定敌方威胁程度为“低”。

通过对空战过程的分析,模型给出的结果与实际对抗过程一致性较强,验证了模型的有效性。

4 结语

本文提出了一种基于CHCQPSO-LSSVM的空战目标威胁评估方法。通过分析空战特征数据,采用威胁指数法与专家评估法构建模型训练所需样本库;针对参数优化难点问题,采用CHCQPSO对LSSVM中的关键参数进行寻优,并利用优化后的模型对目标进行实时动态威胁评估;为验证模型的有效性,与经典PSO、神经网络、网格法模型进行了对比试验。结果表明,所提方法可有效评估空战敌方的威胁程度,评估精度高、所需时间短,具有一定的参考价值。

参考文献(References):

- [1] MORELLAS V, PAVLIDIS I, TSIMYRTZIS P. DETE: Detection of Events for Threat Evaluation and Recognition [J]. Machine Vision and Applications, 2003, 15(1): 29-45.
- [2] 范隽,雷英杰. 基于RBF神经网络的空战威胁评估[J]. 微计算机信息, 2008, 24(21): 203-204.
FAN J, LEI Y J. Threat Assessment of Air Combat Based on RBF Neural Network [J]. Microcomputer Information, 2008, 24(21): 203-204. (in Chinese)
- [3] CHEN H, HUAI F, HOU Y. Target Threat Assessment Based on Influence Nets [C]//IEEE International Conference on Computer and Communications IEEE. 2016: 458-462.
- [4] 吴天侯,张安,李亮. 基于离散模糊动态贝叶斯网络的空战威胁估计[J]. 火力与指挥控制, 2009, 34(10): 56-59.
WU T Y, ZHANG A, LI L. Study on the Threat Assessment in Air Combat based on Discrete Fuzzy Dynamic Bayesian Network [J]. Fire Control and Command Control, 2009, 34(10): 56-59. (in Chinese)
- [5] 胡起伟,石全,王广彦,等. 基于神经网络的威胁评估研究[J]. 计算机仿真, 2006, 23(6): 25-27.
HU Q W, SHI Q, WANG G Y, et al. Threat Assessment Based on Neural Network [J]. Computer Simulation, 2006, 23(6): 25-27. (in Chinese)
- [6] XU K, KONG D, CHEN J. Target Threat Assessment Based on Improved RBF Neural Network [M]//

Proceedings of the 2015 Chinese Intelligent Automation Conference. Springer Berlin Heidelberg, 2015: 559-566.

- [7] 郭辉,吕英军,王平,等. 基于区间支持向量回归的空战目标威胁评估[J]. 火力与指挥控制, 2014(8): 17-21.
GUO H, LV Y J, WANG P, et al. Target Threat Assessment of Air combat Based on Intervals and SVR [J]. Fire Control and Command Control, 2014 (8): 17-21. (in Chinese)
- [8] 张彬超,寇雅楠,邹蒙,等. 基于深度置信网络的近距空战态势评估[J]. 北京航空航天大学学报, 2017, 43(7): 1450-1459.
ZHANG B C, KOU Y N, WU M, et al. Close-range Air Combat Situation Assessment by using Deep belief network [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2017, 43 (7): 1450-1459. (in Chinese)
- [9] 郭辉,徐浩军,周莉. 基于区间数TOPSIS法的空袭目标威胁评估[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2011, 12(1): 40-45.
GUO H, XU H J, ZHOU L. Evaluation of Air Attack Threat against Target Based on Interval Numbers TOPSIS [J]. Journal of Air Force Engineering University(Natural Science Edition), 2011, 12(1): 40-45. (in Chinese)
- [10] SUN J, FENG B, XU W. Particle Swarm Optimization with Particles Having Quantum Behavior [J]. Congress on Evolutionary Computation, 2004, 70(3): 325-331.
- [11] 黄泽霞,俞攸红,黄德才. 惯性权自适应调整的量子粒子群优化算法[J]. 上海交通大学学报, 2012, 46(2): 228-232.
HUANG Z X, YU Y H, HUANG D C. Quantum-Behaved Particle Swarm Algorithm with Self-adapting Adjustment of Inertia Weight [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2012, 46(2): 228-232. (in Chinese)
- [12] BANSAL J C, SINGH P K, SARASWAT M, et al. Inertia Weight strategies in Particle Swarm Optimization [C]//Nature and Biologically Inspired Computing IEEE. 2011: 633-640.
- [13] 李蓉,沈云波,刘坚. 改进的自适应粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(13): 31-36.
LI R, SHEN Y B, LIU J. Improved adaptive Particle Swarm Optimization algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(13): 31-36. (in Chinese)
- [14] SHUANG C, WEI X. Design and Selection of Construction, Parameters and Training Method of BP Network [J]. Computer Engineering, 2001, 92: 336-337.
- [15] 王健峰,张磊,陈国兴,等. 基于改进的网格搜索法的SVM参数优化[J]. 应用科技, 2012(3): 28-31.
WANG J F, ZHANG L, CHEN G X, et al. A Parameter Optimization Method for An SVM Based on Improved Grid Search Algorithm [J]. Applied Science and Technology, 2012(3): 28-31. (in Chinese)

(编辑:姚树峰)