

基于混沌粒子群支持向量机的电子战无人机作战效能评估

马兴民, 张 勇

(华北计算技术研究所系统二部, 北京 100083)

✉maxingmin1983@163.com; 576156365@qq.com



摘 要: 电子战无人机的作战效能评估在未来智能网信体系作中具有重要意义。针对电子战无人机作战效能评估过程中影响因素复杂、小样本、非线性等问题, 引入了支持向量机算法, 为了提高评估的效率和有效性, 引入具有较强伪随机性、自身规律性的混沌系统对粒子群初始粒子进行了优化, 然后利用混沌粒子群对支持向量机的参数进行了优选, 提高了整体评估效率。仿真实验结果表明混沌粒子群-支持向量机模型可以准确地对电子战无人机进行作战效能评估, 具有较好的计算精度。

关键词: 电子战无人机; 作战效能评估; 混沌粒子群; 支持向量机

中图分类号: TP301 **文献标识码:** A

Operational Effectiveness Evaluation of Electronic Warfare UAV based on Chaotic Particle Swarm Optimization Support Vector Machine

MA Xingmin, ZHANG Yong

(System Second Department, North China Institute of Computing Technology, Beijing 100083, China)

✉maxingmin1983@163.com; 576156365@qq.com

Abstract: The combat effectiveness evaluation of electronic warfare UAVs is of great significance in the future intelligent network information system. Aiming at the existing problems of complex influencing factors, small samples, and nonlinearity, the support vector machine algorithm is considered. In order to improve the efficiency and effectiveness of the evaluation, strong pseudo-random and self-regularity chaotic system firstly optimizes initial particles of the particle swarm, and then uses the chaotic particle swarm to optimize the parameters of the support vector machine, which improved the overall evaluation efficiency. The simulation experiment results show that the chaotic particle swarm-support vector machine model can accurately evaluate the combat effectiveness of electronic warfare UAVs, and has good calculation accuracy.

Keywords: electronic warfare UAV; combat effectiveness evaluation; chaotic particle swarm; support vector machine

1 引言(Introduction)

在战场环境下, 电子战无人机不需要飞行员的实体操作, 可以大量减少作战人员的伤亡, 因此, 电子战无人机在未来作战中将会起到越来越重要的作用。但是在电子对抗中, 电磁环境复杂, 如何有效地对电子战无人机的作战效能进行预先评估已成为难点问题。

支持向量机是一种较新的机器学习算法, 其优点是具有较快的收敛速度和较强的泛化能力, 广泛应用于医疗图像分类^[1]、工业故障诊断^[2]等领域。在作战效能评估方向, 东南大学崔鹏飞等人提出了v-SVM模型对武器装备作战效能进行了

评估方法^[3], 信息工程大学代耀宗等人基于LS-SVM算法对实兵对抗演习效能进行了评估^[4], 西北机电工程研究所杨健为等人基于差分进化支持向量机的武器系统作战效能评估方法^[5], 沈阳航空航天大学陈侠等人基于改进型支持向量机对侦察无人机作战效能评估^[6], 在这些改进算法中, 支持向量机的惩罚函数和核函数都需要进行优化, 虽然取得了一定的研究成果, 但是对参数的随机选择没有进行规约优化, 为了得到更好的优化支持向量机的内核参数, 本文提出了基于混沌粒子群算法优化支持向量机的电子战无人机作战效能评估方法。

2 支持向量机回归模型(Support vector machine regression model)

在支持向量机模型中^[7], 设 $\{(x_i, y_i), \dots, (x_l, y_l)\}$ 表示训练样本, $x_i \in R^m$ 表示样本数据的第 i 个输入, $y_i \in R$ 表示第 i 个数据输出, 按照支持向量机高维映射构建所需要的回归模型。设回归模型为:

$$f(x) = \{w, \phi(x)\} + b \quad (1)$$

在式(1)中, $\{ \}$ 表示为内积运算, w 是运算的复杂程度, R^m 表示高维映射空间, b 是常数。

当求解这个回归模型时, 常常将回归函数转化成如下函数进行求解^[7]:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \quad (2)$$

$$s.t. \quad y_i - w^T \cdot \phi(x_i) - b = \xi_i, i=1, 2, \dots, l \quad (3)$$

在式(2)和(3)中, ξ 表示函数的松弛变量, $\xi \geq 0$, C 表示函数约束的惩罚参数。在求解过程中, 需要对参数 C 和 ξ 进行参数优选, 优选时式(1)可以转化为下式:

$$L(w, b, \xi, \alpha) = \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^l \xi_i^2 + \sum_{i=1}^l \alpha_i \{w^T \cdot \phi(x_i) + b + \xi_i - y_i\} \quad (4)$$

在式(4)中, α_i 是朗格朗日乘子。

引入KKT求解所需要的条件 $\frac{\partial L}{\partial w} = 0$, $\frac{\partial L}{\partial b} = 0$, $\frac{\partial L}{\partial \xi} = 0$, $\frac{\partial L}{\partial \alpha} = 0$, 那么式(4)可得到约束: $w = \sum_{i=1}^l \alpha_i \phi(x_i)$, $\sum_{i=1}^l \alpha_i = 0$, $\alpha_i = C \xi_i$, $y_i - w^T \cdot \phi(x_i) - b - \xi_i = 0$ ($i=1, 2, \dots, l$), 于是有:

$$\begin{bmatrix} 0 & e^T \\ e & Q + \frac{I}{C} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (5)$$

在式(5)中, e 是单位矩阵列向量, $a = [a_1, a_2, \dots, a_l]^T$, $Q_{ij} = (x_i, x_j)$, $\phi(x_j) = K(x_i, x_j)$, $K(x_i, x_j)$ 是支持向量机的核函数, $i, j = 1, 2, \dots, l$ 。那么回归函数最终可以表示为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x, x_i) + b \quad (6)$$

在式(6)中, $K(x_i, x_j)$ 表示符合Mercer条件的核函数, 常见的核函数一般有四种, 本文采用高斯核函数进行回归评估。

支持向量机回归效果如何与其所需要优化的参数有极大的关系, 因此为了更好地对电子战无人机的作战效能进行评估, 本文引入混沌-粒子群算法对惩罚参数 C 和核函数参数 δ 进行优化。

3 支持向量机参数自适应混沌粒子群优化模型的建立(Establishment of parameter adaptive chaotic particle swarm optimization model based on support vector machine)

在非线性系统中, 混沌特性具有较强的伪随机性、自身规律性, 本文利用这一特性来增强粒子群算法的初始化设置。

本文引入常见的 Logistic 混沌方程来构建混沌优化序列^[8]:

$$x(t+1) = \mu x(t)(1-x(t)), t=0, 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

在式(7)中, μ 是控制变量。

当 $0 < x(0) < 1$, $\mu = 4.0$ 时, 其是完全混沌状态。

在混沌初始化粒子过程中, 引入 Logistic 混沌系统的惯性权重 ω 进行初始化, 具体见下式:

$$\omega(i+1) = 4.0\omega(i) \cdot (1-\omega(i)) \quad (8)$$

$$\omega(i) = \alpha + (\beta - \alpha) \cdot \omega(i) \quad (9)$$

在式(8)和式(9)中, $i=1, 2, \dots, D_m$, D_m 表示最大迭代次数。同时, 为了提高计算效率, 引入随机常数 r_1, r_2 , 则有:

$$r_i(t+1) = 4.0r_i(t) \cdot (1-r_i(t)) \quad (10)$$

在式(10)中, $r_i \in (0, 1), i=1, 2$ 。

这样就可以获得粒子群群体中最好初始位置和混沌序列, 降低了粒子群算法本身的惰性^[9], 并在一定程度上避免了局部最优值得产生。假设惩罚参数 C 和核函数参数 δ 目标函数为:

$$\begin{aligned} \min & f(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ s.t. & a_i \leq x_i \leq b_i, i=1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (11)$$

本文算法参数寻优的过程如图1所示, 具体步骤为:

- (1)利用 Logistic 混沌初始化粒子的位置和速度。
- (2)计算适应度数值 p_i , 并与当前获得的最优解 p_{best_i} 比较分析, 得到最新的最优解 p_{best_i} , 将当前所有粒子的最优解 p_{best_i} 用 g_{best_i} 计数替换。
- (3)更新粒子的位置和速度。
- (4)对最优位置继续进行混沌优化, 利用得到的可行解 $P_g^{(m)}$ 计算最优可行解 p^* , 然后将其他粒子的位置进行替换。

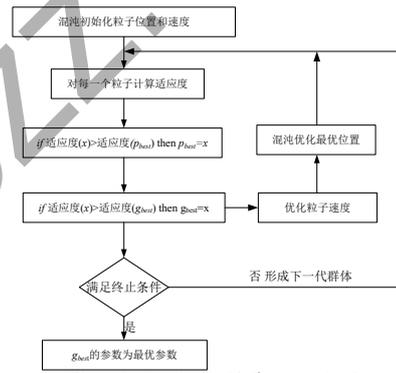


图1 混沌-粒子群算法示意图

Fig.1 Chaotic-particle swarm optimization

(5)循环(1)~(4)的寻优, 当满足一定的设定条件时, 跳出迭代得到最优解。

4 建立评估指标体系(Establish an evaluation index system)

为了说明本文所提算法对电子战无人机作战效能的有效评估, 在总结了各种文献的基础上, 引入文献[10]同样的评估指标体系, 即无人机的作战半径, 实用升限, 信息的搜集能力, 信息的加工能力, 人员操作水平和战场环境的影响系数^[10]。

(1)机体自身能力: 电子战无人机依靠本身的能力, 能够飞行作战的最大范围, 作战半径的大小直接影响着电子战无人机的作战效能, 其为一个定量数据。

(2)机载电子武器能力: 电子战无人机携带武器装备所能达到的最大电子杀伤效果, 这与武器的机载能力和装备的性能有关, 其为一个定性数据。

(3)人员操作水平: 当利用无人机进行电子对抗时, 无人机的操作人员操作素质、熟练度都会对作战效能产生直接影响, 其为一个定性数据。

(4)生存系数: 在电子战过程中, 无人机自身的生存能力与作战任务成败有着直接的关系, 其为一个定性数据。

(5)敌方防御能力：敌方电子战的伪装能力直接影响其作战效能，其为一个定性数据。

(6)战场环境系数：电子战无人机执行任务时，其所处的自然环境、电磁干扰环境和人为环境都会直接影响其作战效能，其为一个定性数据。

在对上述指标数据预处理过程中，定量数据保持原数据不变，定性数据采用从高到低表示强弱的9级量化方法进行处理。

5 实际算例与分析(Practical example and analysis)

本文基于Matlab_R2014a平台，编程实现了电子战无人机作战效能评估算法，采用第三部分建立的评估指标体系，利用混沌粒子群-光滑支持向量算法进行作战效能的评估。实验数据集为参考文献[10]中表5.1的数据，选取了前20个数据作为为训练集，后5条数据为测试集展开实例研究。为了验证本文算法的预测效果，本文以APSO-SVM^[6]和LS-SVM算法^[4]进行比较分析，具体结果如图2所示。

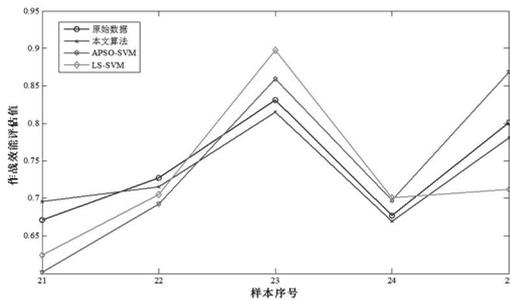


图2 预测结果分析图

Fig.2 Diagram of forecast result analysis

从图2中可以看出，本文所提算法与原始数据最为吻合，APSO-SVM算法在第21、22和25组预测偏差较大，LS-SVM算法在第22组和25组偏差较大，因此，与其他两种算法相比，本文算法的预测准确性较高。为了方便分析，在这里引入相对误差进行分析，相对误差数据如表1所示，其比较分析如图3所示。

表1 三种算法预测结果的相对误差

Tab.1 The three algorithms predicted the relative errors of the results

实验算法	21	22	23	24	25
APSO-SVM算法	-10.38	-4.81	3.40	3.04	8.37
LS-SVM算法	-7.00	-3.01	7.99	3.54	-11.13
本文算法	3.57	-1.64	-2.01	-1.18	-2.60

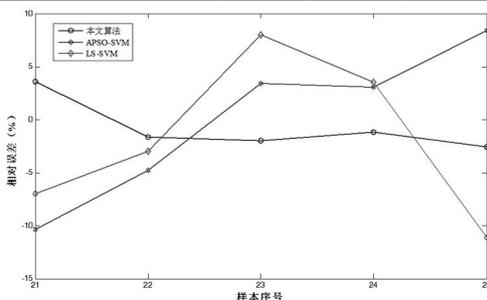


图3 相对误差分析图

Fig.3 Relative error analysis diagram

从图3和表1可以看出，与APSO-SVM算法和最小支持向量机回归算法相比，本文算法的相对误差较低，预测误差绝对值都在5%以内，而且相对比较稳定。

综上实例分析，本文提出的混沌粒子群支持向量机算法在作战效能评估方面有较好的预测准确率，具有较好的鲁棒性和快速适应性，可以满足在复杂场景下电子战无人机作战效能的评估。

6 结论(Conclusion)

本文构建了混沌粒子群-支持向量机模型对电子战无人机的作战效能进行了评估。通过混沌粒子群算法对支持向量机的惩罚参数和核参数进行了参数的优选处理，提高了支持向量机回归算法的计算效率。通过实例证明相较于APSO-SVM算法和LS-SVM算法，本文所提的算法具有较好的预测准确率，同时具有较好的鲁棒性和可扩展性，可以对场景复杂、扰动因素较多的作战效能进行评估，这为不同作战体系下的效能评估提供了重要的技术支撑，具有较高的实用价值。

参考文献(References)

- [1] Shalev Shwartz S, Singer Y, Srebro N, et al. Pegasos: primal estimated sub-gradient solver for SVM[J]. Mathematical Programming, 2011,127(1):3-30.
- [2] Shom Prasad Das, Sudarsan Pa dhy. A novel hybrid model using teaching learning based optimization and a support vector machine for commodity futures index forecasting[J]. International Journal of Machine Learning & Cybernetics, 2018,9(1):97-111.
- [3] 崔鹏飞, 严洪森. 基于v-SVR的海洋环境下武器效能评估[J]. 计算机技术与发展, 2012,22(8):32-36.
- [4] 代耀宗, 沈建京, 郭晓峰, 等. 基于LS-SVM算法的实兵对抗演习作战效能评估[J]. 火力与指挥控制, 2019,44(04):19-23.
- [5] 杨健为, 徐坚, 吴小役, 等. 基于差分进化支持向量机的作战效能评估方法[J]. 火炮发射与控制学报, 2016,037(001):16-20.
- [6] 陈侠, 胡乃宽. 基于改进型支持向量机的侦察无人机作战效能评估[J]. 火力与指挥控制, 2018,043(010):31-34.
- [7] Saunders C, Stitson M O, Weston J, et al. Support vector machine[J]. Mathematical Programming, 2002,1(4):1-28.
- [8] 饶妮妮. 一类混合混沌序列及其特性分析[J]. 电子科技大学学报, 2001,30(002):115-119.
- [9] Clerc M. Particle swarm optimization [M]. New Jersey: John Wiley & Sons, 2010:118-134.
- [10] 胡乃宽. 神经网络与支持向量机在无人机效能评估的应用 [D]. 沈阳航空航天大学, 2018.

作者简介:

马兴民(1983-), 男, 博士, 工程师. 研究领域: 人工智能, 数据挖掘.
张 勇(1987-), 男, 本科, 工程师. 研究领域: 军事信息系统, 计算机应用.