

基于套索算法和改进正余弦优化支持向量回归的目标威胁估计

李威^{1†}, 卢盈齐¹, 范成礼¹

(1. 空军工程大学 防空反导学院, 陕西 西安 710000)

摘要: 准确估计空中目标的威胁值对于防空作战指挥决策具有重要的参考意义。针对空中目标特征繁杂容易造成模型过拟合和正余弦算法容易早熟和陷入局部最优的不足, 本文通过套索算法 (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator, LASSO) 去除目标的冗余特征, 然后采用佳点集初始化种群、非线性振幅调整因子、随机惯性权重、自适应终点权重以及最优邻域高斯扰动等策略对正余弦算法 (Sine Cosine Algorithm, SCA) 进行改进, 使用改进的正余弦算法对支持向量回归 (Support Vector Regression, SVR) 模型进行优化, 构建了基于套索算法和改进正余弦优化支持向量回归的目标威胁估计模型。对比实验结果显示, 改进后的正余弦算法加强了全局搜索能力和局部收敛速度, 得到的目标威胁估计模型具有较高的准确度和稳定性, 能够为防空作战指挥决策提供科学的参考依据。

关键词: 套索算法; 正余弦优化; 支持向量回归; 威胁估计; 佳点集; 邻域高斯扰动

中图分类号: E917 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.1955

Target threat estimation based on lasso algorithm and improved sine cosine optimized support vector regression

LI Wei^{1†}, LU Ying-qi¹, FAN Chen-li¹

(1. Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, xi'an 710000, China)

Abstract: Accurately estimating the threat value of air targets has important reference significance for air defense combat command decision-making. In view of the complex features of aerial targets that easily cause model over-fitting and the sine-cosine algorithm is prone to premature and fall into local optimality, this paper uses the Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO) to remove the redundant features of the target, and then improves the sine cosine algorithm (SCA) with some strategies such as good point set initialization population, nonlinear amplitude adjustment factor, random inertia weight, adaptive end point weight, and uses the improved Sine Cosine algorithm to optimize the support vector Regression (SVR) model, and a target threat estimation model based on lasso algorithm and improved sine cosine optimized support vector regression is constructed. The comparative experimental results show that the improved sine and cosine algorithm enhances the global search ability and local convergence speed, and the obtained target threat estimation model has high accuracy and stability, which can provide a scientific reference for air defense combat command decision-making.

Keywords: Lasso Algorithm; Sine Cosine Optimization; Support Vector Regression; Threat Estimation; Good Point Set; Neighborhood Gaussian Disturbance

0 引言

在现代化信息战场, 作战过程主要通过指挥控制系统对整个战场进行多源信息处理、目标识别、威胁评估和目标分配。现代战争呈现高博弈对抗性、高环境复杂性、高实时响应性的“三高”特点, 如何从

多传感器获取的海量数据信息中去除冗余信息, 构建出科学、准确、可靠的空中来袭目标威胁估计模型对于防空作战具有重要意义。

目前, 国内外对于目标威胁估计已经有了较多的研究, 常见的威胁估计方法主要包括多属性决

收稿日期: 2021-11-11; 录用日期: 2022-04-27.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62106283), 国家自然科学基金项目 (72001214), 陕西省自然科学基金基础研究计划项目 (2020JQ-484) 资助课题.

[†]通讯作者. E-mail: 1847999695@qq.com.

策^[1]、神经网络^[2]和模糊理论^[3]等方法。由于信息化战争中的目标威胁估计具有复杂性和非线性的特点,采用传统的多属性决策和知识推理的方法具有一定的局限性,而机器学习理论正好适用于复杂数据的非线性处理。如杨海燕^[4]等将模糊理论融入贝叶斯网络中,简化网络结构的同时提高了威胁评估的有效性;陈侠^[5]等采用粒子群对模糊小波网络模糊规则后件部分的参数进行寻优,提高了威胁评估效果;但贝叶斯算法的先验知识具有较强的主观性,容易受主观经验的影响具有较大波动;神经网络模型普遍存在网络结构复杂、参数难以调节以及容易陷入局部最优的缺点。

根据文献 [6] 和 [7] 对目标威胁估计特点和威胁估计方法的分析,支持向量机 (Support vector machines, SVM) 以结构风险最小化为原则,具备良好的非线性映射能力,相比其他威胁估计方法在解决小样本、非线性和高维度问题方面更具优势,这与目标威胁估计具有的非线性特点个高精度要求相契合,因此较为适合解决目标威胁估计问题。支持向量机针对分类和回归问题分别具有支持向量分类 (Support vector classification, SVC) 模型和支持向量回归 (Support vector regression, SVR) 模型,对于目标威胁估计主要采用支持向量回归模型。

一方面,由于战场传感器能够获得目标的类型、相对方位、飞行速度、飞临时间、机动特性、目标高度、电抗能力和隐身能力等较多的特征因素,如果将获得的全部特征代入 SVR 模型中容易出现过拟合的现象,进而影响威胁估计的准确率,因此需要对特征进行筛选,但传统的依靠主观经验或基于特征重要性的特征筛选方法^[8]存在主观性强、可解释性差以及仅考虑特征本身重要性而忽略了特征对于预测结果的重要性的缺点。针对这一问题,本文通过套索算法 (Least absolute shrinkage and selection operator, LASSO) 中的惩罚函数对于预测结果影响不显著的变量系数压缩为 0,实现对冗余特征的筛选,从而避免过拟合现象的发生并提高 SVR 模型的准确性。

另一方面,由于 SVR 模型中的参数设置对于模型效果的影响较大,尤其是惩罚参数 C 和核函数参数 g 这两个核心参数的寻优是 SVR 模型的关键问题。目前常采用粒子群算法^[9]、遗传算法^[10]、人工蜂群^[11]等智能优化算法进行参数寻优,进而提升模型预测效果。

正余弦算法^[12] (Sine cosine algorithm, SCA) 是由澳大利亚学者 Mirjalili 于 2016 年提出的一种基于

种群的新型随机优化算法,该方法具有参数少、简单易用和扩展性好的特点。SCA 算法通过正弦和余弦的周期模式能够较好地实现全局搜索和局部寻优的平衡,寻优过程简单高效,在神经网络和支持向量机的参数寻优中也有较好的表现。但同时寻优过程中可能出现早熟和陷入局部最优的情况,针对这一不足学者们提出了不同的改进策略并取得了一定的效果。如 Saeed 等^[13]将莱维飞行的随机游走策略引入 SCA 算法并结合粒子群算法进行位置更新,提高了计算精度和收敛速度;Mohamed 等^[14]提出了一种基于反向学习的改进正余弦算法;刘勇等^[15]提出了一种基于转换参数非线性递减的改进正余弦算法。上述改进算法虽然在一定程度上提高了搜索寻优能力,但是改进策略还较为单一,没有从多个方面综合考虑全局搜索能力和局部寻优速度的平衡,算法性能提升效果有限。因此,为进一步提高正余弦算法的优化性能,本文从种群初始化、振幅调整因子、自身惯性权重、终点权重以及最优解邻域扰动等五个方面对正余弦算法进行综合分析和改进,进而构建了基于套索算法和改进正余弦优化支持向量回归的威胁估计模型,并对模型的性能进行了仿真实验和分析。

1 相关理论基础

1.1 威胁因素分析及量化处理

在信息化作战中,战场情报获得的空情信息是多源且繁杂的,通过战场多传感器系统得到的目标特征信息主要包括目标类型、电子干扰、机动特性、飞行高度、飞行速度、航路捷径、飞临时间、目标距离、进入角和雷达反射截面积 (Radar cross section, RCS) 等,这些信息有些是定性特征,有些是定量特征,且具有不同的量纲,因此在将数据代入 SVR 模型之前需要先对特征数据进行预处理,根据文献 [16-19] 的研究,采取模糊隶属度的方式进行量化处理如下。

1.1.1 定性特征的量化处理

(1) 目标类型。根据目标的 RCS 和其他传感器特征,一般将目标分为五类: TBM、大型目标、小型目标、武装直升机和诱饵,其威胁隶属度值分别定义为 0.92、0.85、0.55、0.43、0.04。

(2) 机动特性。对于一般的导弹及飞机,在飞临目标要地一定距离时会采取相应的战术机动,主要动作包括俯冲、盘旋、爬升、平直飞行、下滑,其威胁隶属度值分别定义为 0.9、0.7、0.5、0.3、0.1。

(3) 电子干扰。施放电子干扰是敌空袭突击编

队典型的作战手段之一, 通过施放干扰来提高自身突防能力。电子干扰一般分为很强、强、一般、弱和无五个等级, 其威胁隶属度值分别定义为 0.8、0.6、0.4、0.2、0。

1.1.2 定量指标的量化处理

(1) 飞行高度。目标的飞行高度越低, 具有越大的威胁度, 尤其目标高度小于 1km 时, 威胁度最大。定义飞行高度隶属度函数为

$$\mu(h) = \begin{cases} 1, & 0 \leq h \leq 1000 \\ e^{-10^{-8}(h-1000)^2}, & 1000 \leq h \leq 30000 \end{cases} \quad (1)$$

(2) 飞行速度。飞行速度越大, 其威胁程度越大。定义飞行速度隶属度函数为

$$\mu(v) = 1 - e^{-0.005v}, v > 0 \quad (2)$$

(3) 航路捷径。航路捷径越小, 攻击意图越明显, 威胁程度越大。定义航路捷径隶属度函数为

$$\mu(p) = e^{-0.005p^2}, -30 \leq p \leq 30 \quad (3)$$

(4) 飞临时间。飞临时间为正表示临近飞行, 威胁越大, 为负表示离远飞行, 威胁越小。定义飞临时间隶属度函数为

$$\mu(t) = \begin{cases} e^{-k_1 t^2}, & 0 \leq t \leq 1800s \\ \frac{1}{1 + k_2 t^3}, & -600s \leq h < 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中, $k_1 = 2 \times 10^{-6}, k_2 = 10^{-7}$ 。

(5) 目标距离。距离越近, 威胁程度越大。定义目标距离隶属度函数为

$$\mu(d) = \begin{cases} 1, & d \leq 15 \\ e^{-0.00008(d-15)^2}, & d > 15 \end{cases} \quad (5)$$

(6) 进入角。进入角体现了目标相对于保卫对象的飞行方向, 进入角越大攻击意图越明显。定义进入角隶属度函数为

$$\mu(\theta) = \begin{cases} 0, & \theta = 0 \\ e^{-0.0005(\theta-180)^2}, & 0 < \theta \leq \pi \end{cases} \quad (6)$$

(7) RCS。RCS 体现了目标的隐身能力, RCS 越小, 隐身能力越强。定义 RCS 隶属度函数为

$$\mu(r) = \begin{cases} e^{-0.009(30r-1)^2}, & 0 \leq r \leq 1 \\ e^{-0.009(r-1)^2}, & r > 1 \end{cases} \quad (7)$$

1.2 套索算法 (LASSO) 原理

LASSO 算法^[20] 是斯坦福大学统计学教授 Robert Tibshirani 于 1996 年提出的一种基于正则化的变量选择方法, 它能够适用于线性和非线性的模型。在机器学习模型中, 如果输入变量过多则容易造成学习过度导致过拟合问题, 主要表现模型在训练

集上准确度较高, 但在测试集上表现不佳。LASSO 通过引入惩罚函数的方式在正则化回归的过程中对变量的系数进行压缩, 能够将对于预测结果不显著的变量系数压缩至 0, 舍弃这些不重要的变量, 进而降低输入变量的维度。其公式为

$$\beta_{LASSO} = \min \sum_{i=1}^m (x_i \alpha - y_i)^2 + \sum_{i=1}^m \lambda |\alpha| \quad (8)$$

式中, x_i 为自变量; y_i 为因变量; α 为回归系数; m 为数据组数; λ 为非负的正则化参数。

随着 λ 的不断变化, 一些变量的系数就会被压缩至 0, 从而实现了特征的选择。

1.3 支持向量回归 (SVR) 原理

SVR 的基本思想是通过核函数将非线性回归问题映射到高维空间中的线性回归问题, 然后寻找一个最优的超平面, 使所有样本与该超平面的距离最小。基本原理为:

SVR 问题可转化为

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n l_\varepsilon(f(x_i) - y_i) \quad (9)$$

式中, $\|\omega\|^2$ 为惩罚函数; C 为惩罚系数; ε 为不敏感函数参数; l_ε 为损失函数。

引入松弛变量 δ , δ^* 和 Lagrange 乘子得到拉格朗日函数, 求得 SVR 的对偶问题为

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{i=1}^n y_i (a_i - a_i^*) - \varepsilon \sum_{i=1}^n y_i (a_i + a_i^*) \\ & - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (a_i - a_i^*) (a_j - a_j^*) K(x_i, x_j) \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) = 0 \\ & 0 \leq a_i, a_i^* \leq C \end{aligned} \quad (10)$$

式中, $K(x_i, x_j)$ 为核函数, 这里选择高斯径向基核函数。

得到 SVR 的解为

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) K(x_i, x) + b \quad (11)$$

1.4 经典正余弦算法 (SCA) 原理

SCA 本质上是基于种群的优化算法, 而基于种群的优化算法的关键都是两个阶段: 探索和利用。探索阶段, 算法以较大的概率进行全局搜索, 而在利用阶段, 算法侧重于局部寻优。SCA 使用式 (12) 进

行位置更新, 其示意图如图 1 所示

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} X_i^t + r_1 \times \sin(r_2) \times |r_3 P_i^t - X_i^t|, & r_4 < 0.5 \\ X_i^t + r_1 \times \cos(r_2) \times |r_3 P_i^t - X_i^t|, & r_4 \geq 0.5 \end{cases} \quad (12)$$

式中, X_i^t 为第 t 次迭代中当前解在第 i 个维度上的位置; r_2, r_3, r_4 为随机数。

$$r_1 = a - a \frac{t}{T_{max}} \quad (13)$$

式中, t 为当前迭代次数; T_{max} 为最大迭代次数; a 为常数, 通常取 2。

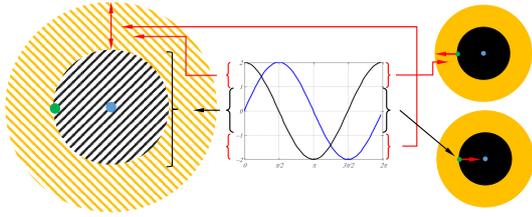


图 1 正余弦算法示意图

2 改进正余弦优化支持向量回归的目标威胁估计模型

目标威胁估计具有典型的模糊性和非线性的特点, 利用 SVR 模型进行威胁估计时, 本质是将目标数据映射到高维空间中的线性模型中。其中惩罚系数 C 影响模型的复杂性和稳定性, C 过小容易产生较大的误差, 出现欠拟合的情况, 而 C 过大虽然会提高学习精度, 但会降低泛化能力, 容易出现过拟合的现象; 核函数参数 g 主要反映了支持向量之间的相关性, g 越小, 支持向量之间的联系越弱, 泛化能力越差, 而 g 越大, 支持向量之间的联系越紧密, 学习的精度就越低。因此, 选择合适的 (C, g) 对于 SVR 模型的性能具有巨大的影响, 本文在目前已有研究的基础上从佳点集初始化种群、非线性振幅调整因子、随机惯性权重, 自适应终点权重和最优邻域高斯扰动等方面对正余弦算法进行改进, 并通过 10 个高维基准测试函数对改进的正余弦算法 (ISCA) 进行有效性验证, 证明了改进后的正余弦算法提高了全局搜索能力、加强了收敛速度并具有较好的稳定性。

2.1 改进正余弦算法

2.1.1 佳点集初始化种群

在群智能优化算法, 初始种群的分布情况会直接影响算法搜索的效果, 种群的分布越均匀和多样, 算法的性能会更好。而 SCA 算法采用的是随机分布的初始化种群, 难以保证种群的多样性。因此, 本文引入佳点集理论确定初始种群的分布。

佳点集理论^[21] 由华罗庚先生提出, 其理论优越

性体现在用佳点集选择的样本的偏差小于随机选取样本的偏差, 其基本原理如下:

设 G_s 为 s 维欧式空间的单位立方体, 且 $r \in G_s$, 若

$$p_n(k) = \{(r_1^{(n)} \times k, \dots, r_i^{(n)} \times k, \dots, r_s^{(n)} \times k), 1 \leq k \leq n\} \quad (14)$$

其偏差满足

$$\phi(n) = C(r, \varepsilon) n^{\varepsilon-1} \quad (15)$$

式中, ε 为任意正数; $C(r, \varepsilon)$ 是只和 r, ε 有关的常数。

则称 $p_n(k)$ 为佳点集, r 为佳点。令

$$r_k = \{2 \cos(2\pi k/p)\}, 1 \leq k \leq d \quad (16)$$

式中, p 是满足 $(p-3)/2 \geq s$ 的最小素数。

而假设对于 x_1, x_2, \dots, x_n 为 D_t 上的均匀分布, 则 n 个点的偏差^[22] 为

$$D(n, P_n) = O\left(n^{\frac{1}{2}} (\log_2(\log_2))\right)^{\frac{1}{2}} \quad (17)$$

如果用佳点集取 n 个点, 其偏差为 $O(n^{\varepsilon-1})$, 远小于随机方法取点的偏差, 且佳点集理论产生的误差只与 n 有关, 与维度无关, 能够为高维计算提供有效的理论支撑。为了强化对比, 选取二维空间的 80 个点, 将佳点集与随机法和文献 [23] 中改进正余弦算法采用的 Logistic 混沌映射初始化种群方法生成的点集对比情况如表 1 所示。

通过对比可以看出, 通过佳点集生成的初始化种群具有更强的多样性, 能够在一定程度上提高 SCA 算法的探索能力和局部收敛能力。

2.1.2 非线性振幅调整因子

分析位置更新公式可以看出, r_1 主要用于协调全局探索能力和局部开发能力, 当 $r_1 > 1$ 时, 算法将扩大搜索范围, 体现全局搜索能力, 当 $r_1 < 1$ 时将缩小搜索范围, 在局部进行精细搜索。经典 SCA 算法中 r_1 的值是随着迭代次数从 2 线性递减至 0, 为了弥补线性递减策略在平衡算法全局搜索与局部寻优方面存在的不足, 本文运用幂函数对公式中的 r_1 进行非线性变化, 其公式为

$$r_1 = a \times (1 - (t/T_{max})^\lambda) \quad (18)$$

式中, t 为当前迭代次数; T_{max} 为最大迭代次数; λ 为幂指数, 这里取 0.7。

2.1.3 随机惯性权重

惯性权重由于能够反映个体保持历史时刻状态的能力, 因此在群智能算法中应用较广, 比如文献 [23] 采用线性递减权重改进正余弦算法, 但是在算法初期找不到最好点, 随着迭代的增加和权重

迅速衰减, 线性递减的惯性权重使得算法始终收敛不到最好点, 容易陷入局部最优, 为了克服这一不足, 在个体位置更新方程中引入随机自身惯性权重, 引入随机惯性后的个体更新方程为

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} \omega X_i^t + r_1 \times \sin(r_2) \times |r_3 P_i^t - X_i^t|, & r_4 < 0.5 \\ \omega X_i^t + r_1 \times \cos(r_2) \times |r_3 P_i^t - X_i^t|, & r_4 \geq 0.5 \end{cases} \quad (19)$$

$$\omega = u_{max} + (u_{max} - u_{min}) \cdot rand() + \sigma \cdot randn() \quad (20)$$

式中, u_{max} 为随机惯性权重最大值, 取 0.9; u_{min} 为随机惯性权重最小值, 取 0.4; $rand()$ 为 [0,1] 均匀分布的随机数; $randn()$ 为正态分布的随机数; σ 用来衡量随机惯性权重与数学期望之间的偏差, 取 0.3。

2.1.4 自适应终点权重

通过分析公式 (12) 可以看出, 参数 r_3 主要反映了终点在位置更新时具有的权重, 而经典 SCA 算法采用了随机分布的方法来强调 ($r_3 > 1$) 或弱化 ($r_3 < 1$) 终点在距离计算中起到的作用, 难以有效平衡全局搜索与局部寻优之间的关系。通过 SCA 算法的寻优原理可以得到, 在算法初期的全局搜索阶段, 应以较大的步长进行大范围的搜索, 弱化终点的作用, 防止早熟; 在后期的局部寻优阶段, 应该强化终点的作用, 加快收敛速度, 更快地找到最优解。因此, 本文引入了余弦三角函数对 r_3 进行非线性的自适应变换, 其公式为

$$r_3 = 2 \cos\left(\left(1 - \frac{t}{T_{max}}\right) \frac{\pi}{2}\right) \quad (21)$$

在迭代初期, 终点权重 r_3 的值较小, 并不强调终点在距离变化上的作用, 能够增强初期的全局探索能力, 在迭代后期, 终点权重 r_3 的值较大, 能够在局部开发阶段充分发挥终点的引导作用, 实现更快的收敛速度。

2.1.5 最优邻域高斯扰动

SCA 算法在位置更新的过程中, 只有当更新后的位置由于当前最优位置时才会更新, 这样最优位置的更新不够及时, 容易慢慢陷入局部最优。为克服这一不足, 本文引入了最优邻域高斯扰动策略, 在每次迭代时将最优位置的周围采用高斯扰动的方式进行遍历搜索, 寻找更好的最优位置, 这样不仅可以跳出由于最优位置更新不及时导致的局部最优困境, 还能在算法后期加快收敛速度, 具体公式为

$$\tilde{X}(k) = X(k) + X(k) \cdot Gaussian(\mu, \sigma^2) \quad (22)$$

式中, $X(k)$ 为扰动前位置; $\tilde{X}(k)$ 为扰动后位置; k 为扰动次数, 这里取 10; μ 为期望; σ^2 为方差。

对于扰动得到的新个体位置, 采用贪心算法的思想进行处理, 其公式为

$$X(t) = \begin{cases} \tilde{X}(k), & f(\tilde{X}(k)) < f(X(t)) \\ X(t), & f(\tilde{X}(k)) > f(X(t)) \end{cases} \quad (23)$$

如果扰动后的位置比原位置好, 则将扰动后的位置作为最优位置, 否则最优位置不变。

2.2 改进正余弦算法 (ISCA) 的有效性验证

为了验证改进正余弦算法 (ISCA) 的有效性, 本文选取常用且具有代表性的 10 个常用的高维基准测试函数^[15,23-24]进行测试, 其中 F1-F6 为单峰函数, 主要用于测试算法收敛速度和求解精度; F7-F10 为多峰函数, 主要用于测试算法全局搜索和跳出局部最优的能力。其函数表达式及最优解如表 2 所示。

首先验证每种改进策略的作用。在 2.1 中从理论角度对 5 种改进策略的作用机制进行了分析, 为了使实验结果与理论分析相互支撑, 将 5 种改进策略分别应用于正余弦算法, 并选取 F1 和 F7 分别作为单峰函数和多峰函数的代表进行测试, 得到优化收敛曲线如图 2 和图 3 所示。

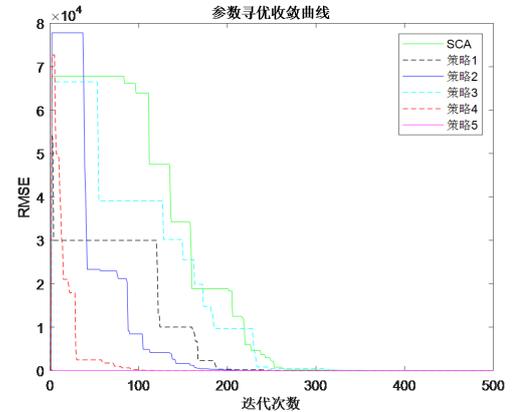


图 2 单峰函数上改进策略对比

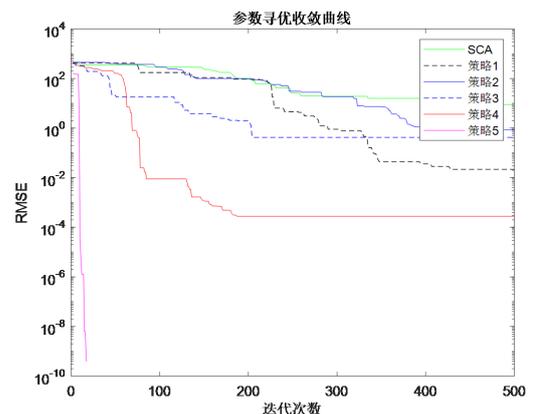


图 3 多峰函数上改进策略对比

分析每种改进策略的结果可以发现：通过策略 1 佳点集改进的正余弦算法在初期的下坠趋势较快，但随后出现了停滞现象，说明佳点集初始化种群的作用是通过提高种群多样性有效提高算法初期全局寻优的速度，但缺乏跳出局部最优的能力；通过策略 2 非线性振幅调整因子改进的正余弦算法曲线在初始时下降速度较快，这是由于幂函数使 r_1 在算法初期保持了较大的值，强化了全局搜索能力，在后期虽然出现了停滞现象，但随着使 r_1 的值逐渐减小使得算法能够有机会跳出局部最优；通过策略 3 随机惯性权重改进的正余弦算法曲线呈现了阶梯式的下降，虽然收敛速度提高不明显，但在每次短暂的停滞后都能跳出局部最优，说明随机惯性权重的作用是通过其能够保持历史状态的能力来避免算法陷入局部最优；通过策略 4 自适应终点权重改进的正余弦算法曲线在能够保持较快的寻优速度和跳出局部最优的能力，但随着精度的不断提高，最后也出现了停滞现象，说明自适应终点权重通过动态调整 r_3 的值来提高算法全局搜索和局部收敛能力是有一定效果的；通过策略 5 最优邻域扰动改进的正余弦算法曲线在单峰函数和多峰函数上的下降速度都较快，且几乎没有出现停滞现象，说明最优邻域扰动能够在提高寻优速度的同时跳出由于最优位置更新不及时导致的局部最优困境。综合对比收敛速度和寻优精度来看，最优邻域扰动对 SCA 算法的性能提升幅度最大，其次是自适应终点权重，最后是佳点集初始化种群、非线性振幅调整因子和随机惯性权重，且这三种策略的性能提升幅度较为接近。

将本文提出的改进正余弦算法 (ISCA) 与经典正余弦算法 (SCA)、文献 [14] 中基于反向学习改进的正余弦算法 (OBSCA)、文献 [15] 中基于转换参数非线性递减的正余弦算法 (PSCA)、应用较为广泛的粒子群算法 (PSO)，以及较为新颖的生物地理学算法^[25](BBO) 和灰狼算法^[26](GWO) 进行对比。实验环境为：Intel(R) Core(TM) i5-10210U, 1.60GHz, 四核，内存 16G，操作系统为 windows10, 64 位，仿真软件为 matlab2019a，设置参数为：种群规模为 30，迭代 500 次；PSO 中个体学习因子 $C1=2$ ，社会学习因子 $C2=2$ ，惯性权重 $\omega = 0.9$ ，粒子最大速度 $V=6$ ；BBO 中突变概率 $P=0.1$ 。得到的测试函数图像及收敛曲线对比情况如表 3 所示。

对比 SCA、PSCA、OBSCA 和 ISCA 的结果可以发现，SCA 算法对于改进策略较为敏感，不管是反向学习、非线性振幅调整因子还是其他改进策略，每种

策略对于 SCA 算法的性能提升效果都较为显著，说明 SCA 算法具有较好的扩展性，对其进行优化能够取得较大收益和效果。另外 PSCA 算法和 OBSCA 算法仅采用了单一的策略进行改进，算法性能提升有限，从实验结果来看，ISCA 算法相比与 SCA 算法通过增加种群多样性、引入动态权重和最优邻域扰动等策略提高了算法全局搜索、局部收敛、寻优速度和跳出局部最优的能力，说明从不同角度对于正余弦算法进行优化相比于单一的优化策略能够使算法性能有更加全面的提高。通过七种算法的收敛曲线可以看出，本文提出的 ISCA 算法在 F1-F9 上相比其他六种算法具有更加突出的表现，在保证收敛精度的同时具有更快的收敛速度，仅在 F10 上的表现略差于 BBO 和 GWO。尤其在单峰函数上保持了较高的寻优速度且几乎没有停滞现象，在多峰函数上相比其他算法能够迅速跳出局部最优，不断向最优解靠近。为进一步对比算法的性能，对每种算法运行 30 次，求出运行结果的最小值、最大值、均值和标准差如表 4 所示。

由表 4 可以看出，经过 30 次重复运行，ISCA 算法的各类指标都优于其他算法，尤其在 F1, F2, F3, F4, F7, F9 函数上实现了最大值、最小值、均值和标准差都为 0 的高精度和高稳定性，找到了函数的全局最优解。在 F5, F6 和 F8 上，虽然 ISCA 并未寻到函数最优值，但在求解精度上远远高于其他六种算法，仅在 F10 上求解精度略低于 BBO 和 GWO，这是由于 F10 有多个不规则的局部最优解，说明 ISCA 算法在多峰函数的表现还有待进一步优化；对比迭代次数可以看出，ISCA 算法在 F1-F4 上经过 300 次左右就得到了全局最优解，远低于其他六种算法；从标准差结果对比来看，ISCA 算法的标准差在大部分测试函数上都远远小于其他六种算法，最小值为 0，最大仅为 $5.1881E-01$ ，仅在 F6 和 F10 上略高于 GWO，说明 ISCA 算法具有较高的稳定性；总体来看，本文提出的 ISCA 具有较高的全局搜索和较快的收敛速度以及较高的稳定性，证明了改进算法的优越性。

2.3 基于套索算法和改进正余弦优化支持向量回归的目标威胁估计

基于套索算法和改进正余弦优化支持向量回归的目标威胁估计的具体步骤为：

Step1: 目标数据导入并通过 2.1 节的方法进行预处理；

Step2: LASSO 变量筛选；

Step3: 佳点集初始化 ISCA 的种群位置；

Step4: 设置 ISCA 的种群规模, 最大迭代次数, 优化参数维度和参数取值范围;

Step5: 按照改进的个体位置更新方程进行迭代;

Step6: 对最优位置进行邻域高斯扰动, 采用贪心算法接受新解;

Step7: 重复 Step5-6, 直到最大迭代次数为止;

Step8: 将最佳的 C 和 g 用于模型训练预测;

Step9: 得到目标威胁估计值;

其算法流程如图 4 所示。

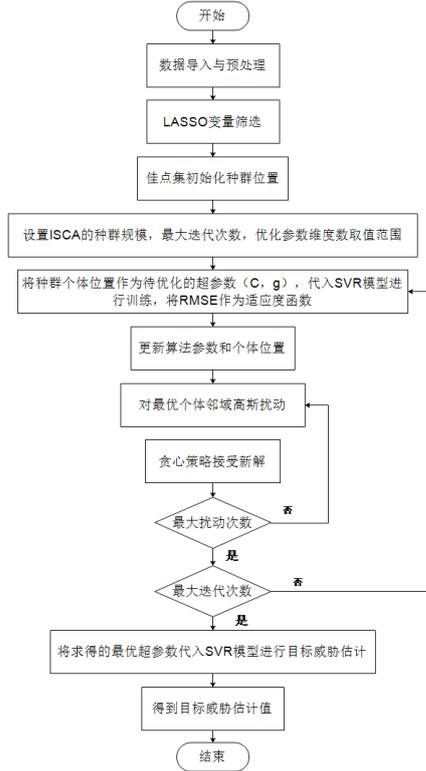


图 4 威胁估计算法流程

3 仿真实验

3.1 数据选择与预处理

从目标威胁数据库中选取 10 个空情样本数据集, 每个样本集包含 30 批目标, 根据 1.1 节的方法对样本数据进行预处理, 受篇幅所限, 表中只显示第一个样本集的前 10 批目标的原始数据和预处理后数据如表 5 和表 6 所示。

3.2 LASSO 特征筛选

使用 LASSO 算法对数据集进行特征筛选, λ 的变化范围 $[0 : 1 \times 10^{-5} : 0.1]$, 采用 10 折交叉验证的方式计算均方误差 (MSE) 最小的 λ , 其图像如图 5 所示, 反映特征随着 λ 的变化其系数的变化情况的 LASSO 算法结果如图 6 所示。

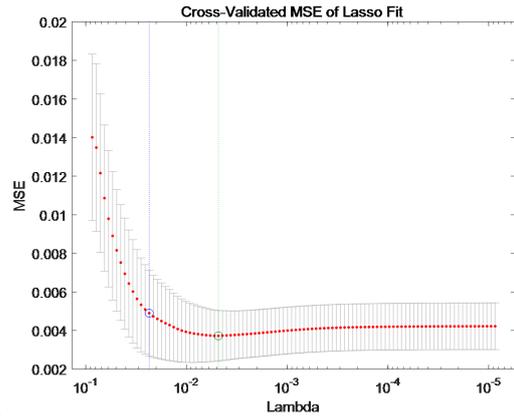


图 5 交叉验证结果

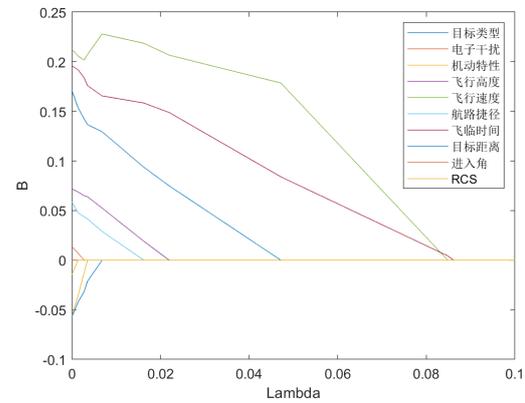


图 6 LASSO 算法结果

从图 6 可以看出, 当 λ 取 0.0048171 时, MSE 达到最小值 0.0037218; 从图 7 可以看出, 当 λ 取 0.0048171 时, 特征电子干扰、机动特性、飞临时间、目标距离、进入角和 RCS 的系数被压缩至 0, 说明这些特征为冗余特征, 进而得到筛选后得到的特征为目标类型、飞行高度、飞行速度、航路捷径和飞临时间。

3.3 参数寻优与威胁估计

在对 SVR 进行超参数寻优时, 需要将训练集进一步划分成训练集和验证集, 选择每一个样本集的 1-15 批目标作为训练集, 16-20 批目标作为验证集, 通过优化算法寻得 C 和 g 的最优值, 将其代入 SVR 中对测试集目标进行威胁估计, 并计算估计值与真实值的均方根误差, 其公式为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_i^*)^2} \quad (24)$$

将 2.2 中进行对比的七种优化算法 (SCA, PSCA, OBSCA, PSO, ISCA, BBO, GWO) 分别代入 SVR 模型进行参数寻优和目标威胁估计。设置算法参数为: 种群数量为 30, 迭代次数为 100, 待优化超参数的取值范围为 $[0.01, 100]$, 得到七种算法得

到的最优超参数值和测试集目标的均方根误差如表 7 所示。

通过表 7 可以看出, 在 10 个样本集中, 经过 ISCA 优化的 SVR 模型得到的威胁估计值与真实值的均方根误差均在 0.01 以内, 说明威胁估计模型具有较高的准确率; 另外, 通过与其他优化算法对比可以发现, 在样本集 1、3、4、5、6、8、9、10 上均是由 ISCA 得到了最小的预测误差, 说明 ISCA 求得的超参数能够使 SVR 模型具有相对更高的精度, 在样本集 2 和样本集 7 中分别出现了 GWO 和 PSO 的 RMSE 最小的情况, 这可能是由于样本集的随机性出现了训练集不够全面的情况所导致的。因此, 虽然 ISCA 在个别样本集上的预测精度略低于其他算法, 但绝大部分样本集上的表现优于其他算法, 寻得的超参数能够使 SVR 模型具有更好的性能, 证明了算法改进的有效性。

为了进一步对比 LASSO 算法对于 SVR 模型性能的影响, 选择 ISCA 求得的超参数构建 SVR 模型, 将 10 个样本集的原始训练集和经过 LASSO 筛选特征后的训练集分别代入模型进行训练, 计算每个样本集中测试样本的均方根误差, 其对比情况如图 7 所示。

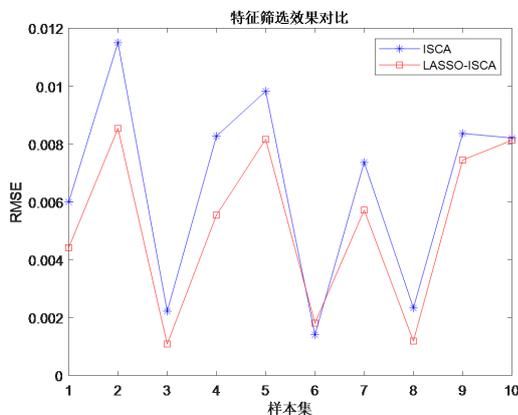


图 7 LASSO 算法效果对比

可以看出, 在 10 个样本集中除了在样本集 6 上出现了经过 LASSO 特征筛选后均方根误差略有增大的情况外, LASSO 在其余 9 个样本集上均不同程度地降低了测试样本的均方根误差, 说明 LASSO 能够降低威胁估计模型过拟合的风险, 虽然提升幅度会受样本数据波动的影响, 但可以认为对于提升模型性能是有效的。

4 结论

信息化条件下如何从繁杂的空情信息提取关键的特征, 对目标的威胁值作出科学、准确、实时的估计对于防空作战指挥决策和火力分配具有重要意义,

支持向量回归解决非线性问题的强大优势使得其非常适合解决此类问题, 但模型输入变量的维度和超参数的设置将直接影响模型进行威胁估计的准确性和稳定性。本文通过套索算法去除了冗余变量; 佳点集理论增加了种群的多样性; 非线性振幅调整因子、随机惯性权重和自适应终点权重有效地平衡了全局搜索能力和局部寻优能力; 最优邻域多次高斯扰动能够避免过早陷入局部最优的同时加快收敛速度, 进而构建了基于套索算法和改进正余弦优化支持向量回归的目标威胁估计模型, 并通过实验分析验证了该模型的有效性。但是, 在未来防空作战中, 受不确定性和对抗性因素影响, 空情信息可能是不完整的, 如何根据缺失数据对目标威胁进行准确的估计还需要进行更加深入的研究和拓展。

参考文献 (References)

- [1] 张浩为, 谢军伟, 葛佳昂, 等. 改进 TOPSIS 的多时刻融合直觉模糊威胁评估 [J]. 控制与决策, 2019, 34(04): 811-815.
(ZHANG H W, XIE J W, GE J A, et al. Intuitionistic fuzzy set threat assessment based on improved TOPSIS and multiple times fusion [J]. Control and Decision, 2019, 34(04): 811-815.)
- [2] 李卫忠, 李志鹏, 江洋, 等. 混沌海豚群优化灰色神经网络的空中目标威胁评估 [J]. 控制与决策, 2018, 33(11): 1997-2003.
(LI W Z, LI Z P, JIANG Y, et al. Air-targets threat assessment using grey neural network optimized by chaotic dolphin swarm algorithm [J]. Control and Decision, 2018, 33(11): 1997-2003.)
- [3] EHSAN A, JAVAD H. Target Threat Assessment Using Fuzzy Sets Theory [J]. International Journal Of Advances In Intelligent Informatics, 2015, 01(02): 57-74.
- [4] 杨海燕, 韩城, 张帅文. 基于 FDBN 的空中目标威胁评估方法 [J]. 火力与指挥控制, 2019, 44(1): 29-33.
(YANG H Y, HAN C, ZHANG S W. Research of Aerial Target Threat Assessment Based on Fuzzy Dynamic Bayesian Network [J]. Fire Control and Command Control, 2019, 44(01): 29-33.)
- [5] 陈侠, 刘子龙. 基于粒子群优化模糊小波网络的目标威胁评估 [J]. 电光与控制, 2019, 26(03): 30-34.
(CHEN X, LIU Z L. Evaluation of Aerial Target Threat Based on Fuzzy Wavelet Neural Network and Particle Swarm Optimization [J]. Electronics Optics and Control, 2019, 26(03): 30-34.)
- [6] 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(05): 1354-1362.
(LI J, GUO L H. Target Threat Estimation Based on Improved SVM [J]. Optical and Precision Engineering, 2014, 22(05): 1354-1362.)
- [7] 黄璇. 多源引导信息融合及关键技术研究 [D]. 吉林: 中国科学院研究生院, 2016: 31-38.

- (HUANG X. Research on key technologies of multi-source guiding information fusion[D]. Jin Lin: Graduate School of Chinese Academy of Sciences, 2016: 31-38.)
- [8] 王芳, 吴志泉, 史红权. SVM 在空中目标威胁值评估中的应用 [J]. 火力与指挥控制, 2017, 42(09): 30-33.
(WANG F, WU Z Q, SHI H Q. Research on Anti-air Threat Assessment Based on SVM[J]. Fire Control and Command Control, 2017, 42(09): 30-33.)
- [9] LI M, LI Y, WU N, et al. Desert Seismic Random Noise Reduction Framework Based On Improved PSO - SVM[J]. Acta Geodaetica et Geophysica Volume, 2020, 55(1): 101-117.
- [10] 岳中文, 吴羽霄, 魏正, 等. 基于 PCA-GA-SVM 的露天矿爆破振动速度预测模型研究 [J]. 工程爆破, 2021, 27(04): 22-26.
(YUE Z W, WU Y X, WEI Z, et al. Research on a prediction model of blasting vibration velocity in an open-pit mine based on PCA-GA SVM[J]. Engineering Blasting, 2021, 27(04): 22-26.)
- [11] 庞维庆, 何宁, 罗燕华, 等. 基于数据融合的 ABC-SVM 社区疾病预测方法 [J]. 浙江大学学报 (工学版), 2021, 55(07): 1253-1260.
(PANG W Q, HE N, LUO Y H, et al. ABC-SVM disease prediction method based on data fusion in community health care[J]. Journal of Zhejiang University(Engineering Science), 2021, 55(07): 1253-1260.)
- [12] MIRJALILI S. SCA: A Sine Cosine Algorithm For Solving Optimization Problems[J]. Knowledge-Based Systems, 2016, 96: 120-133.
- [13] SAEED N C, AHMAD B, FARID N. PSOSCALF: A New Hybrid PSO Based On Sine Cosine Algorithm And Levy Flight For Solving Optimization Problems[J]. Applied Soft Computing Journal, 2018, 73: 697-726.
- [14] Mohamed A E M, Diego O, XIONG S W. An Improved Opposition-Based Sine Cosine Algorithm For Global Optimization[J]. Expert Systems With Applications, 2017, 90: 484-500.
- [15] 刘勇, 马良. 转换参数非线性递减的正弦余弦算法 [J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(02): 1-5.
(LIU Y, MA L. Sine cosine algorithm with nonlinear decreasing conversion parameter[J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(02): 1-5.)
- [16] 冯卉, 邢清华, 宋乃华. 一种基于区间数的空中目标威胁评估技术 [J]. 系统工程与电子技术, 2006, 28(08): 1201-1203.
(FENG H, XING Q H, SONG N H. Aerial targets threat evaluation technology based on interval-number[J]. Systems Engineering and Electronics, 2006, 28(08): 1201-1203.)
- [17] 谭乐祖, 陈双, 盛文平. 基于预警直升机的驱护舰编队防空作战目标威胁评估 [J]. 海军航空工程学院学报, 2015, 30(06): 591-596.
(TAN L Z, CHEN S, SHENG W P. Threat Assessment of Air Defense Targets in Destroyer Formation Based on Early Warning Helicopters[J]. Journal of Naval Aeronautical and Astronautical University, 2015, 30(06): 591-596.)
- [18] 申卯兴, 曹泽阳, 周林. 现代军事运筹 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2013: 248-249.
(SHEN M X, CAO Z Y, ZHOU L. Modern military operations research[M]. Bei Jing: National Defense Industry Press, 2013: 248-249.)
- [19] 李为民, 辛永平, 赵全习, 等. 防空作战运筹分析 [M]. 北京: 解放军出版社, 2013: 127-146.
(LI W M, XIN Y P, ZHAO Q X, et al. Analysis of Air Defense Operational Research[M]. Bei Jing: People's Liberation Army Publishing House, 2013: 127-146.)
- [20] ROBERT T. Regression Shrinkage And Selection Via The Lasso[J]. Journal Of The Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology) Volume, 1996, 58(1): 267-288.
- [21] 华罗庚, 王元. 数论在近似分析中的应用 [M]. 北京: 科学出版社. 1978: 83-86.
(HUA L G, WANG Y. Application of Number Theory in Approximate Analysis[M]. Bei Jing: Science Press: 1978: 83-86.)
- [22] KIEFER J. On large deviations of the empiric d.f. of vector chance variables and law of the iterated logarithm.[J]. Pacific J Mathe, 1961, 11(3): 649-660.
- [23] 刘丽娟, 刘定, 刘婷婷. 改进的正余弦优化算法在 WSN 覆盖中的应用 [J]. 数学的实践与认识, 2021, 51(11): 129-137.
(LIU L J, LIU D, LIU T T. Application of improved sine cosine optimization algorithm in WSN coverage[J]. Mathematics In Practice And Theory, 2021, 51(11): 129-137.)
- [24] 陈亮, 汤显峰. 改进正余弦算法优化特征选择及数据分类 [J/OL]. (2021-09-27)(2021-11-08). <https://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1307.TP.20210926.1528.016.html>.
(CHEN L, TANG X F. Improved sine cosine algorithm optimizing feature selection and data classification[J/OL]. (2021-09-27)(2021-11-08). (<https://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1307.TP.20210926.1528.016.html>.)
- [25] Bhattacharya A, Chattopadhyay P K. Hybrid differential evolution with Biogeography-based Optimization for solution of economic load dispatch[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2010, 25(4): 1955-1964.
- [26] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey Wolf Optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69(3): 46-61.

作者简介

李威 (1996-), 男, 硕士研究生, 从事目标威胁评估、非线性建模仿真等研究, E-mail: 1847999695@qq.com;

卢盈齐 (1977-), 男, 教授, 博士, 从事防空反导作战指挥理论与应用的研究, E-mail: qdobq@126.com;

范成礼 (1988-), 女, 副教授, 博士, 从事防空反导作战建模与仿真的研究, E-mail: ffq516@163.com.