

基于 IPSO-SVR 的反导装备体系效能评估方法研究

赵海燕^{1,2}, 周峰¹, 杨文静², 王瑞君¹, 刘迪^{1,3}

(1. 空军工程大学防空反导学院, 西安, 710051; 2. 国防科技大学信息通信学院, 武汉, 430035;
3. 陆军边海防学院职业教育中心, 西安, 710043)

摘要 鉴于反导装备体系运行机理复杂、结构不清难以选择合适的效能评估模型等问题, 采用“数据驱动+深度学习”的方法对反导装备体系效能评估展开研究。结合反导装备体系作战过程, 从探测跟踪、指挥控制、火力拦截和综合保障4个方面构建了反导装备体系效能评估指标; 针对 PSO 算法容易陷入局部极值、早熟收敛等问题, 提出改进型粒子群优化算法, 对 SVR 参数进行优化, 建立了 IPSO-SVR 效能评估模型; 在大量反导装备体系实验数据抽取、处理、分析的基础上, 对 IPSO-SVR 模型进行训练和学习, 以此获得对反导装备体系效能的非线性拟合。实验结果表明: 所提效能评估方法期望输出和实际输出之间误差非常小, 拟合精度高, 具有较高的可靠性和可行性。

关键词 反导装备体系; 效能评估; 深度智能; IPSO; SVR

DOI 10.3969/j.issn.2097-1915.2024.05.011

中图分类号 N37; E911 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2024)05-0082-08

Research on Effectiveness Evaluation Method in Anti-Missile Equipment System Based on IPSO-SVR

ZHAO Haiyan^{1,2}, ZHOU Feng¹, YANG Wenjing², WANG Ruijun¹, LIU Di^{1,3}

(1. Air Defense and Antimissile School, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;
2. College of Information and Communication, National University of Defense Technology,
Wuhan 430014, China; 3. Army Academy of Border and Coastal Defense, Xi'an 710043, China)

Abstract In view of the complex operation mechanism of anti-missile equipment system, the unclear structure which makes it difficult to select a suitable efficiency evaluation model, so the effectiveness evaluation of anti-missile equipment system is studied by the method of "data-driven + deep learning". Based on the operational process of the anti-missile equipment system, the evaluation index of the effectiveness of the anti-missile system is constructed from four aspects: detection and tracking, command and control, firepower interception and integrated support. To solve the problems of PSO algorithm, such as local extremum and premature convergence, an improved particle swarm optimization algorithm is proposed to optimize the parameters of SVR, and an IPSO-SVR efficiency evaluation model is established. On the basis of extracting, processing and analyzing a large number of experimental data, the IPSO-SVR

收稿日期: 2024-03-23

基金项目: 国家自然科学基金(62001059); 陕西省自然科学基金面上项目(2023JCYB509)

作者简介: 赵海燕(1978-), 女, 山西侯马人, 副教授, 博士生, 研究方向为反导装备体系效能评估。E-mail: 813086903@qq.com

通信作者: 周峰(1973-), 男, 安徽霍邱人, 教授, 博士生导师, 研究方向为反导装备体系作战运用。E-mail: zzzfff00@163.com

引用格式: 赵海燕, 周峰, 杨文静, 等. 基于 IPSO-SVR 的反导装备体系效能评估方法研究[J]. 空军工程大学学报, 2024, 25(5): 82-89. ZHAO Haiyan, ZHOU Feng, YANG Wenjing, et al. Research on Effectiveness Evaluation Method in Anti-Missile Equipment System Based on IPSO-SVR[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2024, 25(5): 82-89.

model is trained and studied to obtain nonlinear fitting of the effectiveness of the anti-missile equipment system. The experimental results show that the proposed method has a very small error between the expected output and the actual output and it has high fitting accuracy, which means this method has high reliability and feasibility.

Key words anti-missile equipment system; effectiveness evaluation; deep intelligence; IPSO; SVR

效能是评价武器装备的重要指标,是武器装备规划论证、设计研制和作战运用的基本依据。传统的装备效能评估大多基于“还原论”思想,通过“解析+聚合”策略进行装备体系效能评估^[1],可以较好地反映装备性能对体系效能的影响,但是难以体现装备之间的关联关系、装备对体系的贡献和影响,以及装备之间的协同性和装备体系的涌现性。反导装备体系一般不具备严格的层次结构^[2],它是由多个作战环路构成、可完成多个任务的网状结构作战体系,具有复杂性、任务多样性、不确定性和涌现性等特点,因此,传统的效能评估方法无法衡量现代战争中反导装备体系的实际效能^[3],更新体系效能评估理念、探索体系效能评估新方法新途径成为当下反导装备体系发展工作的重中之重。

1 体系效能评估方法

近年来,随着武器装备网络化、智能化、体系化程度不断增加,武器装备体系效能评估受到广泛关注^[4],已成为军事学术界国内外学者争相研究的一个热点课题。当前主流的效能评估方法包括专家经验法^[5-6]、数学解析法^[7-8]、模拟仿真法^[9-10]等,国内外学者围绕这些体系效能评估方法做了大量的研究工作。但这些方法究其本质还是基于还原论思想^[11],即采用假设验证方式构建效能评估模型,预设装备体系特性,通过装备体系性能分析,构建层次化指标,以专家经验确定指标权重,采用某些算法进行迭代计算,得出装备体系效能结果,再与事先预测的装备体系特性进行对比验证以获得对问题的认知。这里构建的评估模型往往是局部、单方、静态的模型,而反导装备体系具有结构动态变化、因果关系不明、评估结果不确定等特征,因此,现有的效能评估方法难以反映复杂装备体系的演化性、涌现性、自适应性、不确定性以及整体性等特点,导致效能评估不可靠、不合理、不准确。

面对反导装备体系的认知困难,采用基于数据驱动的方法可绕开体系运行机理不清、因果难以探究等困境,再通过机器学习智能计算,获取数据之间的相关性和共性规律,进而对反导装备体系效能进行评估预测,可较好地解决传统效能评估方法存在

的问题,基于此,本文采用“数据驱动+智能计算”的方法对反导装备体系效能评估展开探索和研究。

2 反导装备体系效能评估指标

构建指标体系是装备体系效能评估的前提和基础,指标体系的科学性和合理性直接影响效能预测的准确性。反导装备体系结构庞大、作战过程复杂,具有典型的网络化作战任务特点,因此分析作战过程及作战子任务之间的相互影响关系尤为重要^[12]。

根据反导装备体系作战任务使命和主要影响因素,构建包括3层、4类效能、10大能力、36个效能评价指标因子的反导装备体系效能评估指标体系,如图1所示。

为持续满足未来多样化反导作战任务,反导装备体系主要任务使命是在指控系统的统一组织下,辅以各型探测跟踪装备,以拦截敌方导弹为终极目标,不断演化体系能力需求。因此,在分析反导装备体系效能指标时应主要考虑战场信息保障因素以及探测跟踪、指挥控制和火力拦截等一系列作战动态过程。

2.1 探测跟踪效能

反导探测跟踪系统的主要功能是对所负责区域进行不间断探测搜索,对获取的目标数据进行分析,对敌方目标航迹进行持续跟踪测量,发布告警信息,形成综合态势,同时协同武器制导雷达系统进行目标跟踪识别,为拦截弹的调整提供目标更新数据等。因此,预警探测系统应具备卫星发射告警能力、远程雷达发现能力以及制导雷达跟踪识别能力等,对应10个指标因子。

2.2 指挥控制效能

反导指挥控制中心的主要功能是完成作战规则筹划、确定作战预案、下达战前准备命令,将来袭导弹按照威胁程度进行量化与排序,形成威胁评估,制定作战计划、对武器系统下达拦截指令等。因此,指挥控制中心须具备实时任务规划能力和作战管理能力等,对应5个指标因子。

2.3 火力拦截效能

火力拦截系统的主要功能是进行火力分配和拦截弹的发射控制,完成目标杀伤后进行杀伤效果评

估,决策是否进行二次拦截,如果脱靶量过大或者其他原因需要终止拦截弹飞行,进行拦截弹自毁等。因此,火力拦截系统应具备武器控制能力和拦截交战能力等,对应 11 个指标因子。

2.4 综合保障效能

综合保障主要指信息保障、物资保障、装备保障、技术保障、运输保障、卫生勤务保障等,本文默认

所有装备阵地转移和部署完成,物资和人员保障到位,以信息保障效能为主,因此,综合保障的主要功能是为反导作战提供时间和空间基准,进行电磁和红外线干扰以及抗干扰活动,并为各装备之间提供有线和无线信息传输,应具备安全防护能力、时空统一能力和信息传输能力等,对应 10 个指标因子。

图 1 为反导装备体系效能指标总体框架。

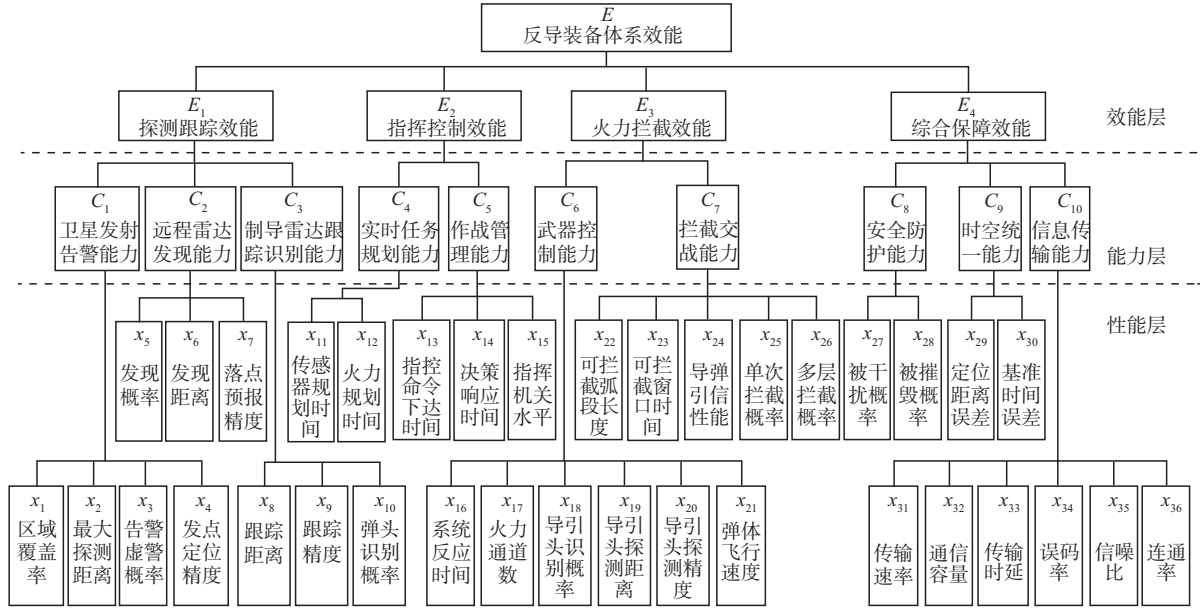


图 1 反导装备体系效能指标

Fig. 1 Efficiency index of anti-missile equipment system

3 基于 IPSO-SVR 的反导装备体系效能评估算法

从图 1 可以看出,反导装备体系效能评估指标数量众多,相互之间关联关系复杂,很难通过某种算法计算出体系效能,本文采用数据驱动法,利用改进型粒子群优化算法与支持向量回归机相结合(improved particle swarm optimization and support vector regression, IPSO-SVR)的混合评估模型对反导体系效能进行预测与评估,以提高效能评估的准确性和可靠性。

3.1 基于 IPSO-SVR 的效能评估模型

针对装备体系效能评估,研究人员提出了多种基于机器学习的模型和算法,其中支持向量回归机(support vector regression, SVR)^[13]作为一种有效的智能算法被广泛应用,但是传统 SVR 算法受惩罚系数和核参数取值的影响,在处理高维、非线性数据时存在一定的局限性,利用改进型粒子群优化算法(IPSO)^[14-16]对 SVR 模型参数进行自动迭代优化调整,通过寻找最佳参数组合以降低数据维数,可弥补 SVR 预测问题存在的固有缺陷。因此,本文采用改

进型粒子群优化算法与支持向量回归机(IPSO-SVR)混合评估模型对反导体系效能进行评估。

3.1.1 粒子群优化算法

粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)是由 Eberhart 和 Kennedy^[17]提出的一种基于种群的随机优化算法,PSO 模拟鸟群觅食行为,将每个粒子表示为一个问题的候选解,通过群体内粒子之间的协作和信息交互寻求问题的最优解。

PSO 算法具体描述如下:

设由 n 个粒子组成的 m 维目标搜索空间中,第 i 个粒子的位置向量为 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})^T$,速度为 $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{im})^T$,个体最优值为 $\mathbf{P}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im})^T$,种群最优值为 $\mathbf{G}_i = (g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{im})^T, i = 1, 2, \dots, n$,则粒子 i 的速度和位置向量分别由式(1)和式(2)表示:

$$\mathbf{v}_{id}^{(k+1)} = \omega \mathbf{v}_{id}^{(k)} + c_1 r_1 (\mathbf{P}_{id}^{(k)} - \mathbf{x}_{id}^{(k)}) + c_2 r_2 (\mathbf{G}_{id}^{(k)} - \mathbf{x}_{id}^{(k)}) \quad (1)$$

$$\mathbf{x}_{id}^{(k+1)} = \mathbf{x}_{id}^{(k)} + \mathbf{v}_{id}^{(k+1)} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{v}_{id}^{(k+1)}$ 为第 $k+1$ 次迭代粒子 i 的第 d 维空间的速度, $d = 1, 2, \dots, m, k$ 为当前迭代次数; ω 为速度的惯性权重,决定粒子前一时速度对下次移动的影响; c_1 为粒子的个体学习因子,也称为个体加

速因子; c_2 为粒子的社会学习因子,也称为社会加速因子; r_1 和 r_2 为分布 $[0,1]$ 之间的随机数; $x_{id}^{(k+1)}$ 为粒子 i 第 $k+1$ 次迭代的第 d 维位置。

3.1.2 改进型粒子群优化算法

PSO 是一种并行的、随机的算,不要求优化函数具有连续、可导、可微等性质,没有太多参数的调节,收敛速度快,简单易实现,但 PSO 算法具有迭代后期收敛速度慢、容易陷入局部极值、早熟收敛等问题^[18]。针对上述问题,可采用改进型粒子群优化算法(IPSO)提高算法稳定性和收敛速度。

传统 PSO 算法中速度的惯性权重 ω 采用固定值,而在粒子寻优的过程中,前期粒子搜索范围大,可使用较大的速度惯性权重增加粒子移动速度,提高搜索效率,促使粒子跳出局部极小点,便于全局搜索;而算法运行后期已接近最优值,应使用较小的惯性权重减小粒子搜索速率,对当前区域进行精确搜索,以便于找到最优解。因此将惯性权重设为变量,表达式如下:

$$\omega = \omega_0 + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \frac{k}{k_{\max}} \quad (3)$$

式中: ω 为惯性权重; ω_0 为初始惯性权重; ω_{\max} 为最大惯性权重; ω_{\min} 为最小惯性权重; k 为当前迭代次数; k_{\max} 为最大迭代次数。

3.1.3 IPSO-SVR 模型

支持向量机(support vector machine, SVM)是目前一种主流的深度学习方法,采用有监督学习方式对数据进行广义线性分类,其决策边界是对学习样本的最大边距超平面进行求解^[19]。SVR 是 SVM 的一个重要应用分支,主要用于小样本数据回归问题预测,其核心思想是寻求一个最优超平面,使所有样本点距离超平面误差最小,SVR 对小样本、非线性、高维预测问题有良好的表现^[20]。

设 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ 为一组给定数据,其中 $x_i \in \mathbb{R}^d, y_i \in \mathbb{R}$, 则回归问题的数学模型为:

$$f(x, \omega) = \omega^T \varphi(x) + b \quad (4)$$

式中: $\varphi(x)$ 为输入空间映射高维空间的非线性函数; ω 为与 $\varphi(x)$ 维度相同的权重向量; b 为偏置量。

定义 SVR 优化目标函数为:

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n L_\epsilon(f(x_i) - y_i) \\ \text{s. t.} \quad & |y_i - \omega^T \varphi(x_i) - b| \leq \epsilon, i = 1, 2, \dots, n \\ & L_\epsilon = \begin{cases} 0, & |z| \leq \epsilon \\ |z| - \epsilon, & \text{其他} \end{cases} \end{aligned} \quad (5)$$

式中: C 为惩罚系数; $C \sum_{i=1}^n L_\epsilon(f(x_i) - y_i)$ 为惩罚函数; L_ϵ 为损失函数。

为使模型更具有鲁棒性,为样本点引入松弛变量,定义松弛变量 ξ, ξ^* , 则优化目标为:

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b, \xi, \xi^*} \quad & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n L_\epsilon(\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s. t.} \quad & \begin{cases} \omega^T \varphi(x_i) + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i \\ y_i - \omega^T \varphi(x_i) - b \leq \epsilon + \xi_i^* \\ \xi_i > 0, \xi_i^* > 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \end{aligned} \quad (6)$$

引入 Lagrange 乘子 $\mu \geq 0, \mu^* \geq 0, \lambda \geq 0, \lambda^* \geq 0$, 得到下面对偶问题规划:

$$\begin{aligned} L(\omega, b, \lambda, \lambda^*, \xi, \xi^*, \mu, \mu^*) = & \\ & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C(\xi + \xi^*) + \\ & \sum_{i=1}^n \lambda_i (-\epsilon - \xi_i - y_i + \omega^T \varphi(x_i) + b) + \\ & \sum_{i=1}^n \lambda_i^* (-y_i - \omega^T \varphi(x_i) - b - \epsilon - \xi_i^*) - \\ & \sum_{i=1}^n u_i \xi_i - \sum_{i=1}^n u_i^* \xi_i^* \end{aligned} \quad (7)$$

对式(7)中 ω, b, ξ, ξ^* 求偏导为 0, 并化简得到:

$$\begin{aligned} \max_{\lambda, \lambda^*} \quad & \sum_{i=1}^n y_i (\lambda_i^* - \lambda_i) - \epsilon (\lambda_i^* + \lambda_i) - \\ & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\lambda_i^* - \lambda_i) (\lambda_j^* - \lambda_j) \mathbf{K}(x_i, x_j) \end{aligned} \quad (8)$$

$$\text{s. t.} \quad \begin{cases} \sum_{i=1}^n y_i (\lambda_i^* - \lambda_i) = 0 \\ \lambda_i \geq 0, C \geq \lambda_i^*, i = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

式中: $\mathbf{K}(x_i, x_j)$ 为核函数,目的是通过空间映射将线性回归预测变为非线性回归预测,可表示为:

$$\mathbf{K}(x_i, x_j) = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j) \quad (9)$$

式(6)须满足 KKT(karush-kuhn-tucker)条件,根据互补松弛条件计算得到:

$$\omega = \sum_{i=1}^n (\lambda_i^* - \lambda_i) \varphi(x_i) \quad (10)$$

将 ω 代入式(5)得到 SVR 回归预测模型为:

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

由于径向机核函数在高维、低维、小样本、大样本等情况下都有良好的收敛性和适应性,因此反导体系效能预测 $\mathbf{K}(x_i, x)$ 采用 Gauss 径向量机核函数,表示为:

$$\mathbf{K}(x_i, x) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (12)$$

对应的最终 IPSO-SVR 效能评估模型为:

$$f(x, \omega) = \sum_{i=1}^n (\lambda_i^* - \lambda_i) \exp\left(-\frac{\|x_i - x\|^2}{2\sigma^2}\right) + b \quad (13)$$

3.2 基于 IPSO-SVR 的效能评估算法

支持向量回归机对于小样本、高纬度、非线性数据具有较好的预测能力,但是 SVR 本身是一种局部估计算子,对数据的先验知识和平滑性具有较高的要求,采用改进型粒子群优化算法对 SVR 参数进行

迭代寻优,通过参数调优完成数据降维,弥补 SVR 大样本数据预测不足问题,将其运用到反导体系效能评估问题上,本文采用基于改进型粒子群优化算法与支持向量回归机(IPSO-SVR)混合评估模型,建立基于 IPSO-SVR 的反导效能评估算法,通过指标样本集对 SVR 模型进行训练、测试,并使用 IPSO 算法对 SVR 参数进行优化,形成一套可靠、准确的 IPSO-SVR 反导体系效能评估算法,如表 1 所示。

表 1 基于 IPSO-SVR 效能评估算法

Tab. 1 Efficiency evaluation algorithm based on IPSO-SVR

IPSO-SVR 算法

输入:反导体系效能评估指标样本数据集 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$, 其中 $x_i \in \mathbb{R}^d, y_i \in \mathbb{R}$

输出:反导体系效能评估可视化表达、均方根误差、绝对误差、相对误差、决定系数等

1. 设置样本个数、训练集样本个数、训练集占数据集比例、输入特征维度、输出列,划分训练集和测试集,进行数据归一化,并转置以适应模型
2. 选择 Gauss 径向基函数 $K(x_i, x) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x\|^2}{2\sigma^2}\right)$ 为核函数,对拉格朗日乘子 λ 和 b 赋以随机的初始值,对惩罚参数 c 和核函数参数 σ 进行优化
3. 设置速度最大值 v_{\max} 、误差阈值 $\epsilon = 10^{-10}$ 、最大迭代次数 k_{\max} 、粒子个体学习因子 $c_1 = 1.5$ 、粒子社会学习因子 $c_2 = 1.7$ 、非线性递减权重参数 $\omega = \omega_0 + (\omega_{\max} - \omega_{\min})k/k_{\max}$
4. 随机产生初始粒子和速度以及种群和速度,计算初始适应度,初始化极值和极值点,采用 $\mathbf{v}_{id}^{(k+1)} = \omega \mathbf{v}_{id}^{(k)} + c_1 r_1 (\mathbf{P}_{id}^{(k)} - \mathbf{x}_{id}^{(k)}) + c_2 r_2 (\mathbf{G}_{id}^{(k)} - \mathbf{x}_{id}^{(k)})$ 和 $\mathbf{x}_{id}^{(k+1)} = \mathbf{x}_{id}^{(k)} + \mathbf{v}_{id}^{(k)}$ 进行迭代寻优
5. 寻得惩罚参数 c 和核函数参数 σ 最优值后停止计算,画出适应度曲线图
6. 建立 SVR 回归预测模型 $f(x, \omega) = \sum_{i=1}^n (\lambda_i^* - \lambda_i) \exp\left(-\frac{\|x_i - x\|^2}{2\sigma^2}\right) + b$, 进行反导体系效能仿真预测
7. 进行数据反归一化,计算均方根误差、绝对误差、相对误差、决定系数,绘制训练集预测结果对比图和测试集预测结果对比图

3.3 基于 IPSO-SVR 的效能评估算法流程

采用 IPSO-SVR 算法进行反导装备体系效能评估,首先要输入指标样本集,然后进行训练集和测试集划分并进行数据归一化处理,初始化各项参数

后采用 IPSO 进行参数迭代寻优,获得最优参数后建立 SVR 模型,利用训练数据集对网络进行训练,再用测试数据集测试网络训练效果,最后计算误差,算法流程如图 2 所示。

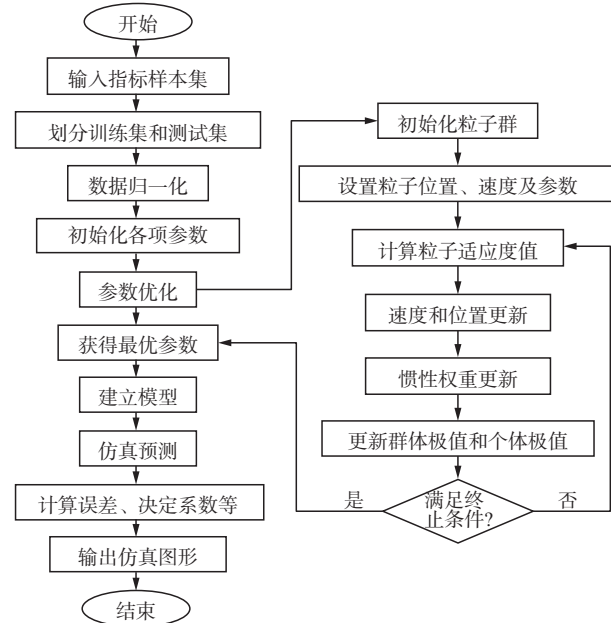


图 2 IPSO-SVR 效能评估算法流程

Fig. 2 Flow of IPSO-SVR efficiency evaluation algorithm

4 算例分析

为验证基于 IPSO-SVR 效能评估模型和算法的可靠性,以某保护地区反导体系效能评估为例,设计典型使命任务下反导装备体系作战效能仿真实验,对于给定指标样本,运用仿真软件编辑运行该算法,以获得反导装备体系预测效能。

4.1 指标样本选取

为得到准确的评估结果,根据图 1 所构建的反导装备体系效能评估指标体系,选取 36 个效能指标因子作为评价指标,并根据指标取值规律构建数据生成模型,计算指标数据平均值,选取关键指标及其数据均值作为指标样本,如表 2 所示。

实验以反导装备体系一次打击作战采集的数据作为一个样本,采用 36 个效能指标因子作为输入数据,预测效能值作为输出数据,通过模拟训练仿真系统生成 1 000 组样本数据,其中随机抽取 700 组样本

数据用于训练 IPSO-SVR 网络,剩余 300 组样本数据 用于测试 IPSO-SVR 网络,实验数据如表 3 所示。

表 2 反导体系效能指标样本

Tab. 2 Sample of anti-missile system efficiency index

指标名称	均值	指标名称	均值
区域覆盖率 x_1	0.95	导引头探测距离 x_{19}	2 500
最大探测距离 x_2	5 500	导引头探测精度 x_{20}	0.90
告警虚警概率 x_3	0.08	弹体飞行速度 x_{21}	5
发点定位精度 x_4	0.75	可拦截弧段长度 x_{22}	1 800
发现概率 x_5	0.95	可拦截窗口时间 x_{23}	300
发现距离 x_6	5 000	导弹引信性能 x_{24}	0.85
落点预报精度 x_7	0.85	单次拦截概率 x_{25}	0.85
跟踪距离 x_8	3 000	多层拦截概率 x_{26}	0.97
跟踪精度 x_9	0.85	被干扰概率 x_{27}	0.85
弹头识别概率 x_{10}	0.92	被摧毁概率 x_{28}	0.35
传感器规划时间 x_{11}	3	定位距离误差 x_{29}	10
火力规划时间 x_{12}	1	基准时间误差 x_{30}	0.05
指控下达时间 x_{13}	3.5	传输速率 x_{31}	0.92
决策响应时间 x_{14}	15	通信容量 x_{32}	2.4
指挥机关水平 x_{15}	95	传输时延 x_{33}	2
系统反应时间 x_{16}	12	误码率 x_{34}	0.1
火力通道数 x_{17}	5	信噪比 x_{35}	0.6
导引头识别率 x_{18}	0.8	连通率 x_{36}	0.95

表 3 反导体系仿真样本数据集

Tab. 3 Anti-missile system simulation sample data set

指标	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}	x_{15}	x_{16}	x_{17}	x_{18}	x_{19}	x_{20}	x_{21}	x_{22}	x_{23}	x_{24}	x_{25}	x_{26}	x_{27}	x_{28}	x_{29}	x_{30}	x_{31}	x_{32}	x_{33}	x_{34}	x_{35}	x_{36}	y
1	0.99	5 550	0.04	0.8	0.95	5 050	0.89	3 050	0.89	0.95	2.55	0.91	3.1	10	97	8	7	0.90	2 600	0.95	5.4	1 820	315	0.89	0.90	0.98	0.80	0.31	4	0.03	0.96	4.8	1.5	0.05	0.65	0.99	0.98
2	0.97	5 530	0.06	0.76	0.94	5 020	0.85	3 020	0.85	0.94	2.65	0.95	3.2	15	96	9	6	0.82	2 550	0.91	5.2	1 850	322	0.84	0.89	0.97	0.82	0.32	6	0.03	0.94	2.4	1.7	0.06	0.61	0.98	0.97
3	0.95	5 540	0.05	0.79	0.94	5 040	0.88	3 000	0.88	0.94	2.59	0.92	3.1	12	97	9	7	0.89	2 570	0.93	5.3	1 830	302	0.82	0.88	0.98	0.84	0.34	6	0.04	0.94	4.8	1.8	0.05	0.63	0.94	0.98
4	0.97	5 560	0.03	0.80	0.96	5 050	0.90	3 050	0.90	0.96	2.51	0.91	3.0	11	98	7	7	0.71	2 400	0.90	4.5	1 860	313	0.80	0.90	0.99	0.88	0.36	5	0.03	0.96	4.8	1.6	0.04	0.56	0.91	0.99
5	0.99	5 550	0.04	0.79	0.96	5 000	0.89	3 050	0.89	0.96	2.55	0.95	3.2	12	96	8	6	0.78	2 480	0.89	5.0	1 850	325	0.80	0.89	0.98	0.86	0.35	6	0.04	0.96	2.4	1.7	0.04	0.57	0.93	0.98
6	0.92	5 480	0.11	0.75	0.91	4 900	0.82	2 900	0.82	0.91	3.12	0.98	3.8	17	91	15	4	0.80	2 580	0.90	4.9	1 780	290	0.85	0.82	0.94	0.85	0.35	11	0.08	0.91	1.2	2.5	0.11	0.60	0.94	0.94
7	0.89	5 420	0.13	0.70	0.90	5 020	0.88	3 020	0.88	0.90	3.32	1.25	3.9	19	90	14	4	0.72	2 500	0.85	4.60	1 720	305	0.81	0.88	0.93	0.89	0.37	13	0.09	0.91	1.2	2.6	0.13	0.55	0.90	0.93
8	0.96	5 530	0.07	0.77	0.93	5 030	0.89	3 030	0.89	0.93	2.78	0.97	3.5	13	95	10	6	0.86	2 400	0.92	5.4	1 830	313	0.87	0.89	0.97	0.83	0.38	9	0.05	0.93	2.4	1.9	0.07	0.63	0.95	0.97
9	0.90	5 410	0.10	0.71	0.91	4 800	0.81	2 800	0.81	0.91	3.51	1.55	3.8	18	89	15	4	0.83	2 560	0.86	4.6	1 710	285	0.81	0.81	0.92	0.87	0.37	12	0.08	0.91	1.2	2.7	0.10	0.56	0.91	0.92
10	0.95	5 510	0.09	0.77	0.92	5 000	0.85	2 980	0.85	0.92	3.12	1.02	3.4	16	95	12	5	0.86	2 430	0.95	5.3	1 810	298	0.87	0.85	0.97	0.81	0.31	9	0.05	0.92	2.4	2.0	0.09	0.57	0.95	0.97
11	0.97	5 560	0.06	0.78	0.94	5 100	0.87	3 000	0.87	0.94	2.78	0.92	3.2	13	98	9	5	0.89	2 500	0.94	5.5	1 860	310	0.85	0.87	0.98	0.86	0.36	8	0.04	0.94	2.4	1.9	0.06	0.64	0.96	0.98
12	0.92	5 460	0.10	0.78	0.90	5 060	0.82	3 060	0.82	0.90	3.65	1.35	3.7	17	93	14	4	0.75	2 500	0.93	5.1	1 760	285	0.81	0.83	0.93	0.87	0.37	13	0.08	0.92	1.2	2.6	0.10	0.58	0.94	0.93
13	0.92	5 480	0.09	0.72	0.91	4 900	0.82	2 900	0.82	0.91	3.45	1.55	3.8	18	92	16	4	0.79	2 450	0.91	5.3	1 770	292	0.86	0.82	0.95	0.84	0.35	12	0.07	0.91	1.2	2.5	0.07	0.60	0.94	0.95
14	0.94	5 490	0.08	0.76	0.92	4 950	0.84	2 970	0.84	0.92	3.12	1.15	3.5	15	93	11	5	0.81	2 500	0.92	5.4	1 790	297	0.85	0.84	0.96	0.81	0.32	11	0.06	0.92	2.4	2.1	0.08	0.61	0.95	0.96
15	0.92	5 470	0.10	0.73	0.90	5 470	0.83	2 980	0.83	0.90	3.39	1.42	3.7	17	91	15	3	0.72	2 400	0.85	4.6	1 770	291	0.84	0.83	0.94	0.86	0.36	12	0.07	0.90	1.2	2.5	0.11	0.58	0.91	0.94
16	0.98	5 540	0.05	0.76	0.95	5 040	0.87	3 040	0.87	0.95	2.61	0.95	3.1	12	96	8	6	0.89	2 500	0.93	5.3	1 840	315	0.89	0.87	0.99	0.81	0.31	7	0.03	0.95	2.4	1.6	0.05	0.64	0.95	0.99
17	0.98	5 540	0.05	0.72	0.96	5 000	0.88	3 100	0.88	0.96	2.65	0.92	3.2	11	97	9	6	0.81	2 550	0.94	4.9	1 840	318	0.84	0.88	0.98	0.82	0.32	6	0.03	0.96	4.8	1.7	0.05	0.63	0.97	0.98
18	0.99	5 560	0.04	0.78	0.96	5 060	0.89	3 060	0.89	0.96	2.6	0.91	3.2	12	98	8	7	0.75	2 500	0.87	4.5	1 860	321	0.87	0.89	0.99	0.81	0.33	5	0.02	0.96	4.8	1.5	0.04	0.62	0.96	0.99
19	0.96	5 530	0.07	0.77	0.93	5 030	0.85	3 010	0.85	0.93	2.76	1.15	3.4	16	97	11	5	0.90	2 600	0.85	4.8	1 830	302	0.85	0.85	0.97	0.86	0.36	7	0.04	0.93	2.4	2.1	0.07	0.60	0.90	0.97
20	0.98	5 540	0.06	0.78	0.95	5 040	0.87	3 040	0.87	0.95	2.65	0.92	3.3	11	96	7	6	0.85	2 550	0.93	5.0	1 840	314	0.86	0.87	0.98	0.82	0.32	5	0.03	0.95	4.8	1.5	0.06	0.61	0.92	0.98
21	0.99	5 550	0.04	0.80	0.95	5 050	0.89	3 050	0.89	0.95	2.55	0.91	3.1	12	97	8	7	0.89	2 550	0.95	5.4	1 820	315	0.88	0.89	0.98	0.81	0.31	5	0.03	0.95	4.8	1.7	0.04	0.65	0.99	0.98
22	0.97	5 530	0.06	0.76	0.94	5 020	0.88	3 020	0.88	0.94	2.65	0.95	3.2	12	96	9	6	0.82	2 500	0.91	5.2	1 850	322	0.84	0.88	0.97	0.82	0.32	7	0.04	0.94	2.4	1.8	0.06	0.62	0.96	0.97

4.2 效能评估仿真

根据图 2 设计的反导装备体系效能评估算法流程,运用模拟仿真软件编辑 IPSO-SVR 算法,将 1 000 组数据样本打乱顺序,随机抽取 700 组进行 IPSO-SVR 网络训练,训练数据集效能评估结果如图 3 所示,随机剩余 300 组数据用于效能测试,测试数据集效能评估结果如图 4 所示,IPSO 算法的最佳适应度曲线如图 5 所示。

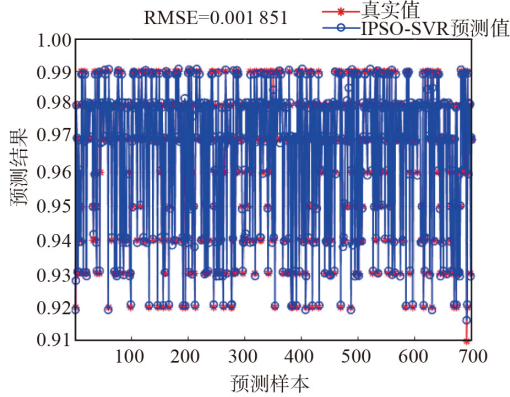


图 3 IPSO-SVR 训练数据集效能评估结果

Fig. 3 Comparison of prediction results of IPSO-SVR training

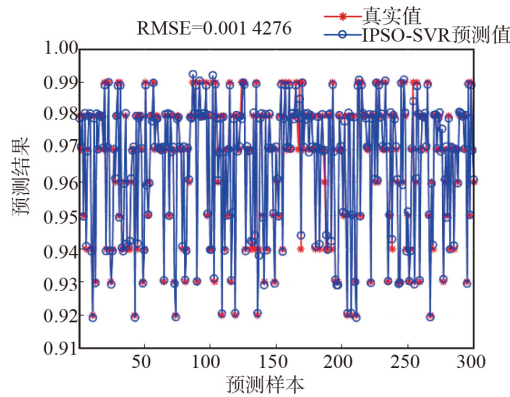


图 4 IPSO-SVR 测试数据集效能评估结果

Fig. 4 Comparison of prediction results of the IPSO-SVR test set

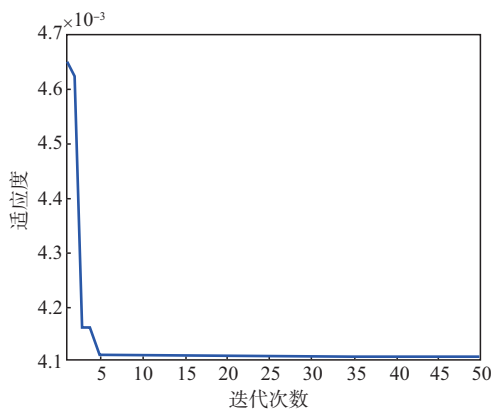


图 5 IPSO 最佳适应度曲线

Fig. 5 IPSO optimum fitness curve

4.3 实验结果分析

从 IPSO 算法的最佳适应度曲线图可以看出,采用 IPSO 算法在训练前期收敛速度很快,达到要求后曲线较为平稳,所以总体训练效果较好。计算训练数据集和测试数据集的均方误差(mean squared error, MSE)、均方差损失(mean absolute error, MAE)、均方根误差(root mean squared error, RMSE)、平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)以及决定系数 R_2 ,如表 4 所示。

表 4 效能评估仿真误差

Tab. 4 Performance evaluation simulation error

指标	训练数据集	测试数据集
MSE	0.000 535 369	0.000 318 422
MAE	0.000 745 18	0.000 813 77
RMSE	0.001 851	0.001 427 6
MAPE	0.000 773 78	0.000 843 45
R_2	0.992 95	0.986 31

从实验结果可以看到,训练数据集和测试数据集的误差保持在 $MSE < 0.03\%$, $MAE < 0.08\%$, $RMSE < 0.18\%$, $MAPE < 0.08\%$,期望输出结果与实际输出结果之间的差距非常小,说明该模型具有较高的精度,而训练集决定系数 $R_2 > 0.99$,测试集决定系数 $R_2 > 0.98$,决定系数接近于 1 说明该模型对测试数据的拟合度非常高,因此,采用 IPSO-SVR 网络模型进行反导装备体系效能评估具有较高的可信度,能够为后续装备体系论证和改进提供一定的参考价值和借鉴意义。

5 结语

鉴于反导装备体系运行机理过于复杂难以探清其因果关联,采用以模型为中心的效能预测方式难以获得较好的结果,本文采用基于数据驱动的智能仿真体系效能评估方法,在采集大量数据样本的基础上,对所获数据进行标准化及去噪处理,挖掘其间的相关性及隐性因果关系,获得数据间共性规律和隐性特征,再通过构建深度智能网络进行特征学习,实现对反导装备体系效能的非线性拟合。其本质是用数据量和计算量来换取体系之间机理分析和因果判断,为绕开反导装备体系因果机理探究进行效能评估提供了一种新思路。

参考文献

- [1] 燕雪峰. 面向任务的体系效能评估[M]. 北京: 电子工业出版社, 2020.
YAN X F. The System Efficiency Evaluation Aiming at Missions[M]. Beijing: Publishing House of Elec-

- tronics Industry, 2020. (in Chinese)
- [2] TUNCER O, ALI CIRPAN H. Adaptive Fuzzy Based Threat Evaluation Method for Air and Missile Defense Systems[J]. Information Sciences: an International Journal, 2023, 40(6): 1-17.
- [3] 杨建,董岩,边月奎,等. 联合作战背景下的体系效能评估方法[J]. 科技导报, 2022, 40(4): 106-117.
- YANG J, DONG Y, BIAN Y K, et al. Evaluation Method of the System Efficiency in the Context of Joint Operations[J]. Science and Technology Review, 2022, 40(4): 106-117. (in Chinese)
- [4] 刘飞,陆凌云,苏泓嘉,等. 体系效能评估技术发展现状分析及建议[J]. 指挥信息系统与技术, 2024, 15(1):1-8.
- LIU F, LU L Y, SU H J, et al. Analysis of Development Status and Suggestions on Effectiveness Evaluation Techniques for SOS[J]. Command Information System and Technology, 2024, 15(1):1-8. (in Chinese)
- [5] 董文佳,方洋旺,彭维仕,等. 基于 MMPC-FPSO 贝叶斯网络混合结构学习方法[J]. 空军工程大学学报, 2024, 25(2): 76-84.
- DONG W J, FANG Y W, PENG W S, et al. A Hybrid Structure Learning Method Based on MMPC-FPSO for Bayesian Networks[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2024, 25(2): 76-84. (in Chinese)
- [6] 李春臻,刘婵媛,高文霞,等. 基于 ADC 方法的炮射导弹系统效能评估[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(4):142-148.
- LI C Z, LIU C Y, GAO W X, et al. Effectiveness Evaluation of Gun-Launched Missile System Based on ADC Method[J]. Computer Measurement and Control, 2022, 30(4):142-148. (in Chinese)
- [7] HU J W, WANG Z H, GAO Y, et al. Uncertainty Entropy Based Exploratory Evaluation Method and Its Applications on Missile Effectiveness Evaluation[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2023, 34(6): 1602-1613.
- [8] QU S, LIU J X, LIU J. A Method for Evaluating the Effectiveness of Antimissile Early Warning Operations Based on SEA [C]//2023 IEEE International Conference on Sensors, Electronics and Computer Engineering (IC-SECE). Jinzhou: IEEE, 2023: 1300-1303.
- [9] JIA Y C, YANG Z, HE Y P, et al. Dynamic Effectiveness Evaluation Method for Beyond-Visual-Range Air-to-Air Missile After Launch [C]//2023 IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS). Hefei: IEEE, 2023: 482-487.
- [10] 李妮,李玉红,龚光红,等. 基于深度学习的体系作战效能智能评估及优化[J]. 系统仿真学报, 2020, 32(8): 1425-1435.
- LI N, LI Y H, GONG G H, et al. Intelligent Evaluation and Optimization of System Combat Efficiency Based on Deep Learning[J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(8): 1425-1435. (in Chinese)
- [11] HAN C, XIONG W, XIONG M H, et al. Support Vector Regression-Based Operational Effectiveness Evaluation Approach to Reconnaissance Satellite System[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2023, 34(6): 1626-1644.
- [12] PENG C, CHE Z Y, LIAO T W, et al. Prediction Using Multi-Objective Slime Mould Algorithm Optimized Support Vector Regression Model[J]. Applied Soft Computing, 2023, 145:110580.
- [13] WU W C, CHEN K C, TSOTSAS E. Prediction of Particle Mixing in Rotary Drums by a DEM Data-Driven PSO-SVR Model [J]. Powder Technology, 2024, 434: 119365.
- [14] 崔琳,张熠鑫,焦亚萌. 一种导向矢量失配的鲁棒波束形成算法[J]. 西安工程大学学报, 2021, 35(1):24-29.
- CUI L, ZHANG Y X, JIAO Y M. A Robust Beamforming Algorithm Based on Steering Vector Mismatch[J]. Journal of Xi'an Polytechnic University, 2021, 35(1):24-29. (in Chinese)
- [15] MOAZEN H, MOLAEI S, FARZINVASH L, et al. PSO-ELPM: PSO with Elite Learning, Enhanced Parameter Updating, and Exponential Mutation Operator[J]. Information Sciences, 2023, 628: 70-91.
- [16] HE J L, QU L D, WANG P, et al. An Oscillatory Particle Swarm Optimization Feature Selection Algorithm for Hybrid Data Based on Mutual Information Entropy[J]. Applied Soft Computing, 2024, 152:111261.
- [17] KENNEDY J, EBERHART R. Particle Swarm Optimization [C]//Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks. Perth, WA: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [18] 马占飞, 巩传胜, 李克见, 等. 基于 IPSO-BP 神经网络的 WSNs 数据融合算法[J]. 传感器与微系统, 2023, 42(12): 151-154, 159.
- MA Z F, GONG C S, LI K J, et al. WSNs Data Fusion Algorithm Based on IPSO-BP Neural Network [J]. Sensors and Microsystems, 2023, 42(12): 151-154, 159. (in Chinese)
- [19] VAPNIK V N. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. New York: Springer, 1998.
- [20] LAUANY H, RVCHELYNCK D, LACOURT L, et al. Deep Multimodal Autoencoder for Crack Criticality Assessment [J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 2022, 123(6): 1456-1480.

(编辑:刘勇)