

基于PSO改进RBF神经网络的威胁评估方法研究

郭付阳¹, 董文方¹, 张颜伟²

¹航空工业第一飞机设计研究院, 陕西 西安

²中国航空工业集团公司洛阳电光设备研究所, 河南 洛阳

收稿日期: 2023年5月22日; 录用日期: 2023年6月21日; 发布日期: 2023年6月29日

摘要

导弹威胁评估是飞机对抗威胁过程中的一个重要环节, 是干扰决策的前提。本文介绍了神经网络在军事领域的应用, 接着通过粒子群算法优化RBF神经网络, 利用优化后的网络解决导弹威胁评估问题, 提出了基于粒子群优化RBF神经网络的威胁评估方法, 使用粒子群对RBF神经网络参数寻优。用此方法与BP神经网络、RBF神经网络算法性能进行比较, 结果表明此方法更有优势, 能够快速、准确地评估威胁。

关键词

导弹威胁, 威胁评估, RBF神经网络, 粒子群优化算法

Research on Threat Assessment Method Based on PSO Improved RBF Neural Network

Fuyang Guo¹, Wenfang Dong¹, Yanwei Zhang²

¹First Aircraft Institute of AVIC, Xi'an Shaanxi

²Luoyang Institute of Electro-Optical Equipment, AVIC, Luoyang Henan

Received: May 22nd, 2023; accepted: Jun. 21st, 2023; published: Jun. 29th, 2023

Abstract

Missile threat assessment is an important link in the process of aircraft countering threats and is a prerequisite for interference decision-making. This paper introduces the application of neural network in the military field, and then optimizes RBF neural network through particle swarm optimization algorithm. The optimized network is used to solve the problem of missile threat assessment. A threat assessment method based on Particle swarm optimization RBF neural network is proposed, which uses particle swarm optimization to optimize the parameters of RBF neural

network. Comparing the performance of this method with BP neural network and RBF neural network algorithms, the results show that this method has more advantages and can quickly and accurately evaluate threats.

Keywords

Missile Threat, Threat Assessment, RBF Neural Network, Particle Swarm Optimization

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

威胁评估是对目标的威胁度进行度量，飞机在执行任务过程中，面临多种类型导弹威胁。在对抗导弹威胁时，需要对威胁度不同的多个威胁目标根据优先级采取干扰措施。因此，对威胁目标做出合理、准确的威胁度评估，是进行干扰决策的关键。

针对威胁评估这一关键环节，国内外都开展了大量研究，常见的评估方法有层次分析法[1]、模糊数学法[2]、集对分析法[3]和神经网络等[4]。在这些方法中，神经网络这种具有自学习功能的方法，可以很好地刻画威胁属性与威胁度之间的非线性映射关系，避免出现其他方式可能存在的信息丢失、信息利用率不高等缺陷，使用神经网络作为威胁评估的技术手段优势相当明显。但单一的神经网络有其难以避免的缺点，比如 RBF 神经网络十分依赖所要学习的参数，参数的好坏决定了模型的精度和收敛速度。

粒子群优化算法(PSO)是一种群智能算法，该算法在对 RBF 参数寻优上可以较快地逼近最优值[5]。本文采用粒子群算法来优化 RBF 神经网络，主要贡献如下：

- 1) 建立了高效、准确的基于 RBF 神经网络的导弹威胁评估模型；
- 2) 使用粒子群算法优化 RBF 神经网络的主要参数，提高了网络的收敛速度和精度。

2. 理论基础

2.1. RBF 神经网络

RBF 神经网络作为一种典型前馈型神经网络，由输入层、隐含层和输出层组成，其结构如图 1 所示。在这个网络中，输入层和隐含层之间是非线性映射，隐含层和输出层之间是线性映射[6]。

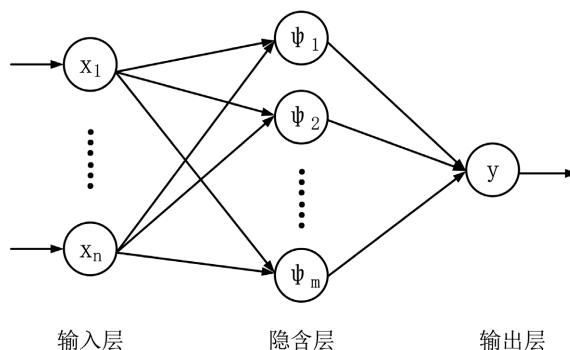


Figure 1. RBF neural network structure

图 1. RBF 神经网络结构

在输入层, $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 是 n 维输入向量, 每一个节点都对样本列向量的一个元素。输入层将向量直接映射到隐含层作为其输入, 一般来说, 需要对样本数据进行归一化处理, 避免受量纲影响。

隐含层中, 隐含层空间的“基”采用径向基函数。当隐含层节点的径向基函数中心确定之后, 输入向量可不通过权值连接直接映射到隐含层空间。隐含层对输入向量进行变换, 将低维空间的输入数据映射到高维空间, 使得在低维空间线性不可分的问题在高维空间实现线性可分。隐含层神经元的输出为:

$$\Psi_i(X) = e^{-\|X - \mu_i\| / \sigma_i^2} \quad (1)$$

式中, $\Psi_i(X)$ 、 μ_i 和 σ_i 分别是第 i 个神经元的输出、中心和宽度。 $i = 1, 2, \dots, M$, M 是隐含层的节点数。

在输出层, 映射函数利用连接权值把隐含层输出结果进行线性组合, 对隐含层的输出做出响应, 输出为:

$$y = \sum_{i=1}^M w_i \Psi_i \quad (2)$$

其中, w_i 为连接权值, Ψ_i 为隐含层神经元输出。

RBF 神经网络的性能由上述中心值、宽度和连接权值决定, 优化这些参数是提高网络性能的入手点。

2.2. 粒子群优化算法

作为基于群体智能的随机寻优算法之一, 粒子群算法通过将优化问题的解抽象为粒子, 并且在可行解空间和速度空间进行粒子初始化, 确定每个粒子的初始位置和速度, 之后粒子的位置和速度由该粒子和伙伴的最优解共同决定[7]。通常所要寻优的函数会确定所有粒子的适应度值, 可用适应度值来判别粒子的优劣程度。把粒子目前为止经历的最好位置(自身最优解)记为 $pbest$, 将所有粒子目前为止经历的最好位置(全局最优解)记为 $gbest$ 。

确定 $pbest$ 和 $gbest$ 后, 算法进入“加速”过程, 所有粒子不断改变速度在解空间迭代搜索, 以尽量靠近 $pbest$ 和 $gbest$ 区域。每次迭代根据目前自身和全局的最优解来更新自己, 粒子 i 可根据式(3)和式(4)更新速度和位置。

$$v_i^{k+1} = w \cdot v_i^k + c_1 \cdot rand_1(pbest_i - x_i^k) + c_2 \cdot rand_2(gbest_i - x_i^k) \quad (3)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^k \quad (4)$$

v_i^{k+1} 表示粒子第 $k+1$ 次迭代时的速度, w 为惯性因子, 用来保持粒子的运动惯性, 可调整粒子的搜索能力, c_1 、 c_2 为非负的加速常数, 作用是改变粒子学习效率, $rand_1$ 和 $rand_2$ 是 0 到 1 之间的随机数, 避免粒子陷入局部最优。

粒子群优化算法可以记忆粒子位置并且具有粒子间信息共享能力, 可以进行全局搜索。相比其他群体智能算法, 粒子群优化算法结构较为简单, 实现难度较小, 在寻求最优解、优化神经网络和决策支持等方面被大量应用。

3. 基于粒子群优化 RBF 神经网络的威胁评估模型

3.1. 威胁评估指标的确定

对威胁进行威胁度评估需要考虑多方面因素的影响, 只有采用准确且全面的评估因子进行评估才能获得最精确的目标威胁度。结合现有探测手段, 飞机可以获得威胁相对准确的速度、方位和距离信息, 而通过这三维信息可以推导出更多的其他信息, 可以满足威胁评估的需要。故考虑威胁目标的速度、方位和距离作为威胁评估因子[8]。

3.1.1. 速度威胁隶属度的建立

通常来说, 威胁目标的速度与对载机的威胁度相关性极强, 速度越快造成的毁伤效果越明显。同时, 威胁速度越大, 留给载机反应的时间越少, 载机摆脱威胁的几率也越小。可以建立以下隶属度:

$$\mu_v = 1 - e^{-\alpha v} \quad (5)$$

其中, $v > 0$, 单位 m/s; $\alpha = -0.005$ 。

3.1.2. 航向角威胁隶属度的建立

航向角是指威胁目标和载机连线与威胁目标飞行方向的夹角, 这也是断定威胁程度的关键因素之一。航向角的大小表明了威胁的攻击意图, 其值越小意味着攻击意图越强。建立航向角威胁隶属度如下:

$$\mu_\theta = \begin{cases} 0 & \theta > 90^\circ \cup \theta < -90^\circ \\ 1 - \left(\frac{\theta}{90}\right)^2 & -90^\circ \leq \theta \leq 90^\circ \end{cases} \quad (6)$$

3.1.3. 距离威胁隶属度的建立

可以说, 威胁距离载机的距离是衡量威胁度最直观、最关键的因素。距离越近, 载机可应对威胁的时间越短, 威胁可对载机造成实际性损伤几率越大。构造距离威胁隶属度如下:

$$\mu_d = e^{-k(D-d)^2} \quad (7)$$

其中, $k = 10^{-2}$, 是距离计算系数, D 是威胁距离载机的距离, d 这里取值 0。

3.2. RBF 神经网络的优化

建立 RBF 神经网络的关键在于确定径向基函数的中心、宽度以及连接权值这几个参数, 良好的参数选择方法可以增强 RBF 神经网络学习能力和泛化能力[9]。采用各种智能算法对 RBF 神经网络进行改进是研究热点, 考虑到粒子群算法具有参数少、收敛速度快和计算量小等优点, 利用粒子群算法对上述 RBF 三个参数进行优化改进。即把这三个参数作为自由运动的粒子, 随着粒子群不断更新迭代, 参数也在不断修正, 最终得到参数的最优值。使用寻优的参数来建立 RBF 神经网络, 从而提高神经网络的性能。

在寻优过程中需要确定粒子群算法的适应度函数, 一般选择均方误差作为适应度函数[10]。即:

$$Fit = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (E_i - Y_i)^2 \quad (8)$$

式中, E_i 、 Y_i 和 N 分别是期望值、训练输出值和样本量。

粒子群优化 RBF 神经网络的流程如图 2 所示, 其基本步骤为:

- 1) 将 RBF 神经网络的径向基函数中心、宽度和连接权值组成粒子向量, 随机初始化种群, 设置种群的数量和迭代次数, 同时设定粒子的初始速度及位置;
- 2) 映射粒子的位置信息到 RBF 神经网络, 构造神经网络模型;
- 3) 根据式(8)计算粒子的适应度值;
- 4) 比较本次和上次粒子的适应度值, 若本次更优, 则更新粒子个体极值 pbest;
- 5) 比较本次和上次粒子群的全局极值, 若本次更优, 则更新全局极值 gbest;
- 6) 所有粒子根据当前个体和全局极值情况, 按照式(3)和式(4)更新速度和位置;
- 7) 判断是否满足结束条件, 若不满足继续迭代;

- 8) 记录最新的全局极值，结束粒子群算法；
- 9) 把全局极值映射到 RBF 神经网络。

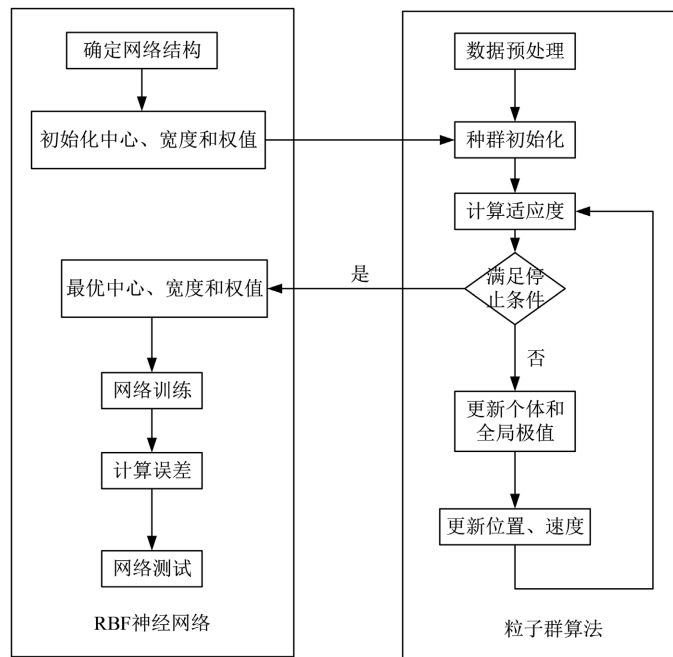


Figure 2. PSO optimized RBF neural network flow

图 2. PSO 优化 RBF 神经网络流程

3.3. 威胁评估模型的建立

以 RBF 神经网络为基础建立威胁评估模型，将来袭导弹距离载机的距离、飞行速度和航向角作为输入神经元，导弹威胁度作为输出神经元。此外，利用粒子群优化算法确定隐含层径向基函数的中心、宽度和连接权值，提高模型的精度和速度。神经网络威胁评估模型如图 3 所示。

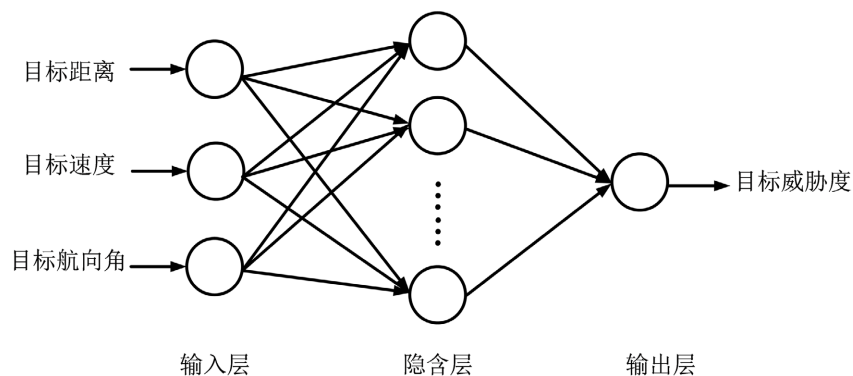


Figure 3. Neural network model for threat assessment

图 3. 威胁评估神经网络模型

结合实际需要，同时为避免模型过于复杂，图 3 中神经网络模型选取了三个评估指标作为输入，经过多次实验评估确定隐含层神经元个数为 6 个时模型效果最好。在使用粒子群算法优化神经网络时，选取学习因子 $c_1 = c_2 = 2$ ，惯性因子 $w = 0.2$ 时，模型评估结果相对稳定且真实。

4. 实验结果与分析

将相对充足的威胁样本输入到粒子群优化的 RBF 神经网络模型中, 将神经网络输出值与专家预先按照一定规则评估的威胁值进行比较得到误差结果, RBF 神经网络通过把误差反向传递, 不断修正网络节点的权值, 最终达到威胁评估要求。

部分威胁样本如表 1 所示, 这里威胁度值取小数点后四位。通过已有的样本训练网络, 并提供测试集进行模型验证, 考察网络模型的有效性和准确性。

Table 1. Partial threat training samples

表 1. 部分威胁训练样本

距离(km)	速度(m/s)	航向角(°)	威胁度
.....
12	415	12	0.3281
15	515	5	0.2635
19	430	10	0.1976
18	360	24	0.1818
.....

首先, 对于基于粒子群优化的 RBF 神经网络模型进行训练, 在这个过程中观察数据最小均方误差与迭代次数的关系, 迭代次数限制在 1200 次, 其结果如图 4。可以看出, 基于粒子群算法优化的 RBF 神经网络收敛速度很快, 在不到 200 次迭代时就已经收敛, 这表明粒子群寻优过程极快, 能够迅速找到最优网络参数, 一定程度上满足实时性要求。

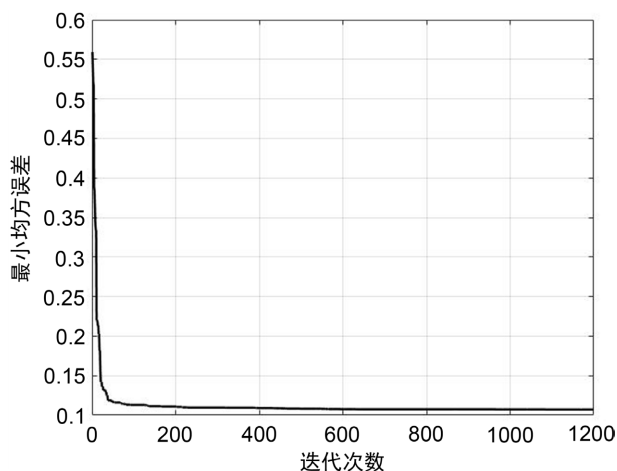


Figure 4. Convergence results of RBF neural networks based on particle swarm optimization

图 4. 基于粒子群优化的 RBF 神经网络收敛结果

其次, 采用 BP 神经网络、RBF 神经网络和基于粒子群优化的 RBF 神经网络训练后的模型进行对比验证。从图 5 和图 6 可以看到: 在测试集中, 与另外两种算法相比, 基于粒子群优化的 RBF 神经网络评估得出的威胁度与真实值更为接近且均方误差更小。这表明: 其对数据处理的效果明显优于 BP 和 RBF 神经网络, 网络训练模型能够真实地拟合评估指标与威胁度之间的非线性映射关系。

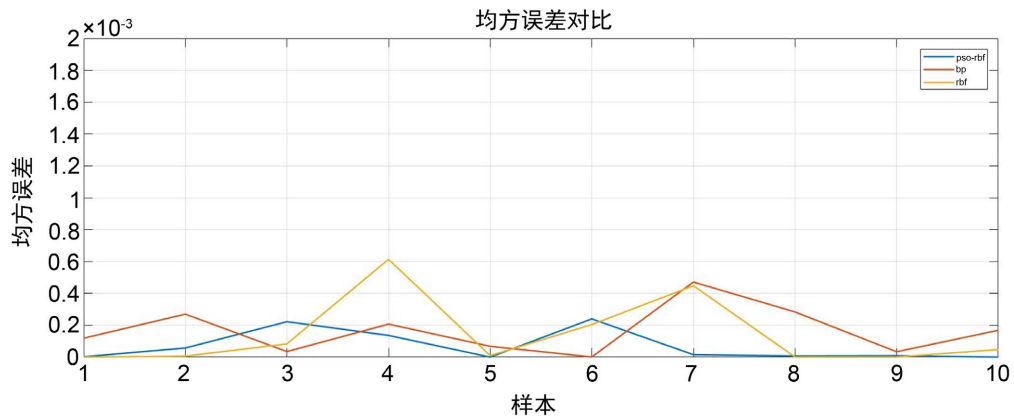


Figure 5. Comparison of minimum mean square variance of BP, RBF and PSO-RBF algorithms
图 5. BP、RBF 和 PSO-RBF 算法最小均方差对比

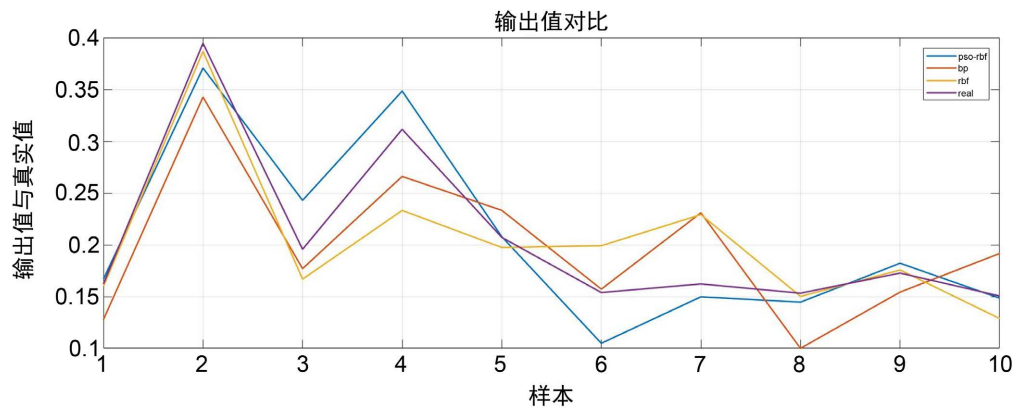


Figure 6. Comparison of output value and real value of three algorithms
图 6. 三种算法输出值与真实值对比

最后, 计算测试集样本在三种算法中得到的平均绝对误差, BP 神经网络、RBF 神经网络和基于粒子群优化的 RBF 神经网络的平均绝对误差分别为 1.61%、2.35%和 0.47%, 基于粒子群优化 RBF 神经网络的模型平均绝对误差明显低于另外两种, 可见基于粒子群优化的神经网络威胁评估模型拥有更高的精度, 能够获得很好的威胁评估结果。

5. 结束语

威胁评估是飞机对抗威胁过程中的关键环节, 本文建立了一种基于粒子群优化的 RBF 神经网络威胁评估模型, 采用粒子群算法优化径向基函数的中心值、宽度和连接权值, 提高了模型的精度和收敛速度。通过实验表明, 所提模型相较于 BP 神经网络和 RBF 神经网络, 具有更小的偏差, 与真实结果更接近, 能够很好地实现威胁评估, 进行威胁排序。

参考文献

- [1] 黄骏, 李永宾, 温玉涛. 基于 GA-AHP 算法的多目标威胁评估[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2019, 20(5): 90-96.
- [2] 吕陆琴. 面向态势感知的多源数据融合分析研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京邮电大学, 2021.
- [3] 李威, 卢盈齐. 基于聚类组合赋权的空袭目标威胁评估方法[J]. 现代防御技术, 2022, 50(3): 17-24.
- [4] 吴琼. 基于改进 CNN 的雷达辐射源识别算法研究[D]: [硕士学位论文]. 西安: 西安电子科技大学, 2019.

- [5] Wu, Z., Hu, S., Luo, Y., *et al.* (2022) Optimal Distributed Cooperative Jamming Resource Allocation for Multi-Missile Threat Scenario. *IET Radar, Sonar & Navigation*, **16**, 113-128. <https://doi.org/10.1049/rsn2.12168>
- [6] 何亮亮. 基于蚁群算法的 RBF 神经网络算法研究[D]: [硕士学位论文]. 西安: 西安工程大学, 2019.
- [7] Qu, S., Xu, T., Ma, L., *et al.* (2019) An Improved VIKOR Model for Ballistic Missile Threat Assessment and Ranking. 2019 *2nd International Conference on Mathematics, Modeling and Simulation Technologies and Applications (MMSTA 2019)*, Xiamen, 27-28 October 2019, 34-38. <https://doi.org/10.2991/mmsta-19.2019.8>
- [8] Shi, Q.U. and Liu, J.X. (2019) Improved Grey Correlation Analysis for Ballistic Missile Threat Assessment. 2019 *6th International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE)*, Shanghai, 20-22 December 2019, 338-342. <https://doi.org/10.1109/ICISCE48695.2019.00074>
- [9] 戴少怀, 杨革文, 郁文, 等. 基于 RBF 神经网络的雷达有源压制干扰识别[J]. *空天防御*, 2022, 5(1): 102-107.
- [10] Ramírez-Ochoa, D.D., Pérez-Domínguez, L.A., Martínez-Gómez, E.A., *et al.* (2022) PSO, a Swarm Intelligence-Based Evolutionary Algorithm as a Decision-Making Strategy: A Review. *Symmetry*, **14**, 455. <https://doi.org/10.3390/sym14030455>