

DOI: 10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202504013

Adam、PSO 优化 DBN 的非协作式 敌我识别系统作战效能评估方法

刘 赞, 张 琪*, 杨立浩
(火箭军工程大学, 西安 710025)

摘 要: 针对基于深度学习的作战效能评估领域存在需要人工调参的问题, 提出使用 Adam 优化器和粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 进行自动参数寻优的方法。首先, 以基于深度置信网络 (deep belief network, DBN) 的非协作式敌我识别 (non-cooperative identification of friend or foe, NC-IFF) 系统作战效能评估模型为基础, 构建了 PSO-DBN、Adam-DBN、Adam-PSO-DBN 3 个模型; 然后, 分别设置损失值达到 0.01、训练轮数达到 100、程序运行 5 min 3 种情况, 对 DBN、PSO-DBN、Adam-DBN、Adam-PSO-DBN 进行对比实验; 最后, 在各模型都完成充分训练的基础上进行实例验证。结果表明: DBN、PSO-DBN、Adam-DBN、Adam-PSO-DBN 4 个模型评估结果的均方根误差分别为 0.184 2、0.177 2、0.182 9、0.172 6; 通过引入 PSO 和 Adam 优化器可以提升计算效率, 优化 DBN 的训练效果, 其中, Adam 在短时间内提升效果明显, 而 PSO 会在寻优过程中花费较多时间, 但使用寻优所得参数后可以完成反超; 在长时间持续训练后, 新一轮训练带来的提升不再明显, PSO 的优势会减弱, Adam 和 PSO 共同作用时, 优化效果相对最好。

关键词: 效能评估; 深度置信网络; 粒子群算法; Adam 优化器;
非协作式敌我识别系统

中图分类号: TP181; TP202 **文献标志码:** A **开放科学标识码(OSID):**
文章编号: 2097-2741(2025)04-124-13



听语音
与作者互动
聊科研

Adam and PSO Optimized DBN-Based Evaluation Method of Combat Effectiveness of Non-cooperative Identification of Friend or Foe System

LIU Yun, ZHANG Qi*, YANG Lihao

(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

ABSTRACT: To solve the problem of manual parameter tuning in the field of combat effectiveness evaluation based on deep learning, an automatic parameter optimization method using Adam

收稿日期: 2024-12-24

修回日期: 2025-03-10

录用日期: 2025-03-19

第一作者: 刘赞 (1997—), 男, 硕士研究生, 主要从事装备试验鉴定、故障预报研究。E-mail: 986417528@qq.com

***通信作者:** 张琪 (1980—), 女, 副教授, 主要从事装备试验鉴定、故障预报研究。E-mail: zhangqi6530@163.com

引用格式: 刘赞, 张琪, 杨立浩. Adam、PSO 优化 DBN 的非协作式敌我识别系统作战效能评估方法[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39 (4): 124-136. LIU Yun, ZHANG Qi, YANG Lihao. Adam and PSO optimized DBN-based evaluation method of combat effectiveness of non-cooperative identification of friend or foe system[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39 (4): 124-136.

optimizer and particle swarm optimization (PSO) was proposed. First, based on the combat effectiveness evaluation model of the non-cooperative identification of friend or foe (NC-IFF) system using a deep belief network (DBN), three models were constructed, namely PSO-DBN, Adam-DBN and Adam-PSO-DBN. Comparative experiments were conducted among DBN, PSO-DBN, Adam-DBN, and Adam-PSO-DBN, with the loss value set to 0.01, the number of training rounds set to 100, and the running time of program for 5 min. Finally, an example verification was carried out on the fact that each model had completed sufficient training. The experimental results show that the root mean square errors of the evaluation results for the four models, DBN, PSO-DBN, Adam-DBN and Adam-PSO-DBN are 0.184 2, 0.177 2, 0.182 9 and 0.1726, respectively. The computing efficiency and training effect of DBN can be improved by introducing the PSO and Adam optimizers. Adam can achieve significant improvements in a short time, whereas PSO requires more time for optimization. However, by using the optimized parameters, PSO can surpass other methods in performance. After a long period of continuous training, the improvement made by the new round of training is no longer evident, and the advantage of PSO is weakened. The best optimization effect is achieved when Adam and PSO are used in combination.

KEYWORDS: effectiveness evaluation; DBN; PSO; Adam optimizer; NC-IFF system

敌我识别系统承担着精准判别战场目标敌我属性的重任^[1], 根据是否需要目标进行配合分为协作式和非协作式两类。协作式敌我识别系统借助询问-应答机制判定目标身份, 询问机向目标发射含加密编码信息的特定询问信号, 目标的应答机收到后进行解码、验证, 若验证成功, 应答机回传含目标身份信息的应答信号, 询问方接收, 经分析处理确定目标的敌我归属^[2]。非协作式敌我识别 (non-cooperative identification of friend or foe, NC-IFF) 系统则将待识别目标视为系统外部环境^[3], 无需目标主动介入。系统借助传感器采集目标辐射信号、发动机振动频率、雷达调制信号等特征, 运用特征提取和目标分类识别技术, 根据接收的目标自行辐射信号特征, 经综合分析推断目标敌我属性, 不要求目标主动应答, 故 NC-IFF 系统具有安全性高、信息来源丰富、多目标识别、自主识别决策等优势, 开展 NC-IFF 系统作战效能评估具有提升战场生存能力、优化体系作战能力和支持装备发展决策的意义^[4], 其难点在于评估指标体系构建、真实战场数据获取受限等。

层次分析法等传统作战效能评估方法^[5]建模依赖完备先验知识与大量数据积累, 需构建底层指标权重关系, 实际数据获取难, 致使过程复杂繁琐, 评估结果受人为因素影响较大^[6]。在此背景下, 基于机器学习 (machine learning, ML) 的

作战效能评估方法日益受到青睐^[7]。机器学习对数据特性极为敏感^[8], 既能规避人为因素的干扰, 又可节省人力与时间成本, 在处理非线性复杂系统评估时表现出色。支持向量机、神经网络、贝叶斯网络以及深度置信网络 (deep belief network, DBN) 等均为基于机器学习的效能评估常用手段^[9]。

李波等^[10]提出基于 DBN 的舰艇编队作战效能敏感性分析方法; 万张博等^[11]提出基于图卷积的陆域智能化无人作战体系效能评估方法; 于小岚等^[12]提出基于贝叶斯网络的天基信息支援装备体系作战效能评估方法; 李奎等^[13]提出基于径向基函数神经网络的北斗卫星导航系统接收机作战效能评估方法, 收敛速度比反向传播神经网络慢, 但是损失函数和准确度得到了提升; 杨萍等^[14]提出基于深度学习的网状指标体系作战效能评估方法; 杨根庆等^[15]提出基于深度置信网络的反舰导弹突防作战效能评估; 程恺等^[16]提出基于支持向量机的部队作战效能评估方法。然而, 以上方法均需要人为进行参数设置, 需多次试验才能使模型效果达到最优。

粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 将解看作粒子, 模拟鸟群觅食场景^[17], 凭借群体内粒子的信息交互与协同合作机制, 依据粒子自身及群体的历史最优位置更新信息, 能在复杂搜索空间进行全局搜索, 寻找非凸优化问题

的更优解。

Adam 优化器基于梯度信息^[18], 具有在处理高维参数空间和复杂神经网络时能根据参数梯度动态调整学习率, 从而稳定收敛到较好局部最优解的优势。

DBN 由多个受限玻尔兹曼机 (restricted boltzmann machine, RBM) 堆叠而成, 通过无监督学习方式, 在输入数据中自动提取特征, 先利用逐层贪婪训练算法对每一层 RBM 进行训练, 学习数据的层次化表示, 然后再通过微调对整个网络进行有监督或无监督训练, 以优化网络参数, 从而实现对数据进行建模、分类及预测等操作。传统 DBN 中的隐藏层、训练轮次、训练批次以及学习率等参数需要人工设置, 其差异会对模型复杂度、运行时长以及拟合精度等产生影响^[19]。

本文基于 NC-IFF 系统的作战效能评估研究背景, 通过融合 PSO 算法的全局搜索能力^[20]与 Adam 优化器的自适应学习特性^[21], 构建了一套针对 DBN 的自动化参数优化框架, 能够有效解决传统方法依赖人工经验、收敛速度慢等问题, 可为复杂模型的参数调优提供新思路。

1 NC-IFF 系统作战效能评估指标体系

1.1 指标体系构建

NC-IFF 系统效能评估的核心目的在于核验其任务执行效能, 因衡量指标具有多样性, 所以需分层且多维度推进, 并遵循特定准则^[22]。

1) 系统性准则: 要求评估体系能够全面呈现被评估对象的整体情形, 以此确保评价结果的可信度与精确性。

2) 简明性准则: 倡导在契合决策信息与评估需求的前提下精简指标, 聚焦关键要点, 防止过于繁琐。

3) 客观性准则: 致力于削减主观因素的影响, 保障评估过程客观公正。

4) 针对性准则: 着重依据各异的任务要求来确定相应的评估指标。

5) 可测性准则: 明确评估指标需具备现实可行的采集渠道、明晰的内涵以及良好的可操作性, 以便于开展定量分析。

6) 独立性准则: 设定不同评价指标彼此独立, 不存在交叉或包含关系。

7) 一致性准则: 保证各指标相互协调统一,

与分析任务相适配。

NC-IFF 系统的众多参数从不同维度、不同层面体现了该系统的作战效能^[23], 为了对 NC-IFF 系统的作战效能进行正确评估, 对其工作模式和作战效能发挥机制予以综合梳理与剖析, 选择代表性更强的指标参数, 进而构建起 NC-IFF 系统的作战效能评估指标体系, 如图 1 所示。

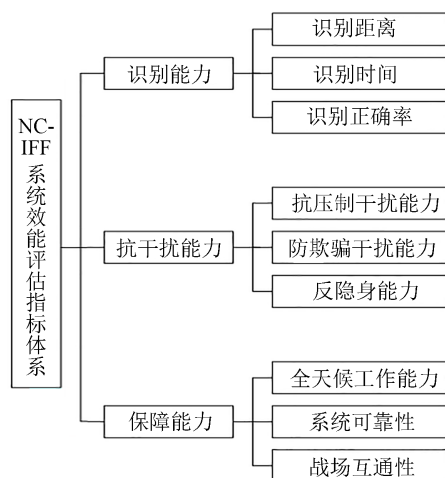


图 1 NC-IFF 系统的作战效能评估指标体系

Fig. 1 Index system of combat effectiveness evaluation of the NC-IFF system

1.2 关键指标分析

识别能力主要用于描述 NC-IFF 系统能够准确判断目标的敌我属性^[24], 增强作战协同性和安全性的能力, 其大小的度量表征系统胜任目标敌我属性识别任务的基本能力, 主要从识别距离、识别时间与识别正确率 3 个方面进行评价。

1) 识别距离: 主要用于描述 NC-IFF 系统能够有效识别目标的空间范围, 用于衡量 NC-IFF 系统在不同空间维度上的性能。

2) 识别时间: 主要用于描述 NC-IFF 系统能够有效识别目标所耗费的时间, 用于衡量 NC-IFF 系统的响应速度和识别效率。

3) 识别正确率: 主要用于描述 NC-IFF 系统能够正确识别目标的概率, 用于衡量 NC-IFF 系统的识别准确性。

抗干扰能力主要是指 NC-IFF 系统在干扰环境下的正确识别能力, 表征装备在有干扰时, 采用或不采用抗干扰措施情况下的关键性能指标相对变化程度^[25], 重点从抗压制干扰、防欺骗干扰以及反隐身能力 3 个方面进行衡量。

1) 抗压制干扰能力: 主要用于描述 NC-IFF 系统在压制干扰条件下保持正常工作的能力^[26]。

2) 防欺骗干扰能力：战时敌方装备可能会通过电磁伪装技术对自身的电磁特征进行伪装，对我方的 NC-IFF 系统进行欺骗。防欺骗干扰能力主要用于描述 NC-IFF 系统在欺骗干扰条件下保持正常工作的能力。

3) 反隐身能力：战时敌方装备可能会通过隐身手段躲避我方雷达搜索，造成重要目标的漏识。反隐身能力主要用于描述 NC-IFF 系统在敌方装备隐身技术的作用下正确识别目标的能力。

保障能力是指系统在能够满足敌我识别任务需求的情况下，持续开展工作的能力和战场的易用性水平。重点从全天候工作能力、系统可靠性以及战场互通性 3 个方面进行评价。

1) 全天候工作能力：主要用于描述 NC-IFF 系统在复杂战场环境下，保持全时全域可靠工作的能力水平。

2) 系统可靠性：主要用于描述 NC-IFF 系统保持连续可靠运行的能力。

3) 战场互通性：主要用于描述 NC-IFF 系统同我方其他装备进行信息交互的能力。

1.3 作战效能评估结果判断准则

对于复杂的 NC-IFF 系统，其作战效能评估工作具有高度复杂性^[27]，通过将其细致地划分为“极差、很差、差、较差、一般、较好、好、很

好、极好” 9 个等级，涵盖从系统表现极度不佳到表现卓越的完整范围，能够以一种较为直观且系统的方式对系统性能进行量化评判，具体判断标准如表 1 所示。

为了便于计算机进行数据处理与分析，将 9 个等级分别记为数字 1~9，在实际的效能评估过程中，根据系统在各项测试指标与实战模拟场景中不同的表现，可依据预先设定的判断标准快速对应到相应的数字等级。例如，若系统在识别准确率极低、响应速度超慢且抗干扰能力近乎于无的情况下，其效能等级会被判定为 1，即极差；而当系统具备超高的识别精准度、近乎瞬时的响应速度以及极强的抗干扰能力，能够在复杂恶劣且充满对抗性的作战环境中稳定、高效地完成敌我识别任务时，则可以被评定为 9，即极好；中间的各个等级则对应系统在不同性能维度上的不同程度表现。

2 Adam-PSO-DBN 算法

2.1 DBN 基本原理

DBN 由多层 RBM 构建而成^[28]，各层借助无监督学习单独训练，进而挖掘输入数据中的高阶特征。RBM 包括一个可见层和一个隐藏层，层间

表 1 NC-IFF 系统的作战效能评估指标判断标准

Table 1 Judgment criteria of combat effectiveness evaluation of the NC-IFF system

识别距离/m	识别时间/ms	识别正确率	抗压制干扰能力/dB	防欺骗干扰能力(成功率)	反隐身能力	全天候工作能力	系统可靠性	战场互通性	评估结果
[100 000, +∞)	[0, 0.1)	[0.9, +∞)	[100, +∞)	[0.999 9, +∞)	[0.8, +∞)	[0.999, +∞)	[0.99, +∞)	[0.99, +∞)	极好(9)
[40 000, 100 000)	[0.1, 0.5)	[0.8, 0.9)	[80, 100)	[0.99, 0.999 9)	[0.6, 0.8)	[0.99, 0.999)	[0.5, 0.99)	[0.95, 0.99)	很好(8)
[20 000, 40 000)	[0.5, 1)	[0.7, 0.8)	[60, 80)	[0.95, 0.99)	[0.4, 0.6)	[0.97, 0.99)	[0.3, 0.5)	[0.9, 0.95)	好(7)
[10 000, 20 000)	[1, 2)	[0.6, 0.7)	[40, 60)	[0.9, 0.95)	[0.3, 0.4)	[0.95, 0.97)	[0.2, 0.3)	[0.85, 0.9)	较好(6)
[5 000, 10 000)	[2, 5)	[0.5, 0.6)	[30, 40)	[0.8, 0.9)	[0.2, 0.3)	[0.9, 0.95)	[0.1, 0.2)	[0.8, 0.85)	一般(5)
[2 000, 5 000)	[5, 10)	[0.4, 0.5)	[20, 30)	[0.6, 0.8)	[0.1, 0.2)	[0.8, 0.9)	[0.05, 0.1)	[0.7, 0.8)	较差(4)
[500, 2 000)	[10, 20)	[0.3, 0.4)	[10, 20)	[0.4, 0.6)	[0.05, 0.1)	[0.6, 0.8)	[0.03, 0.05)	[0.6, 0.7)	差(3)
[100, 500)	[20, 50)	[0.2, 0.3)	[5, 10)	[0.2, 0.4)	[0.01, 0.05)	[0.4, 0.6)	[0.01, 0.03)	[0.4, 0.6)	很差(2)
[0, 100)	[50, +∞)	[0, 0.2)	[0, 5)	[0, 0.2)	[0, 0.01)	[0, 0.4)	[0, 0.01)	[0, 0.4)	极差(1)

具有全连接，但层内的神经元之间没有连接。RBM 的能量函数定义为

$$E(v, h) = - \sum_i a_i v_i - \sum_j b_j h_j - \sum_{i,j} v_i w_{ij} \quad (1)$$

式中： v_i 和 h_j 分别为可见层和隐藏层的神经元状态； a_i 和 b_j 为偏置项； w_{ij} 为连接权重。网络的目标是最小化这个能量函数。

DBN 训练目的是寻找重构原始输入数据的最优特征表示。逐层训练时，上一层 RBM 习得的特征作为下一层输入。同一层级神经元无连接，每一层神经元与上下相邻层级所有神经元相连。DBN 的网络连接详情如图 2 所示。

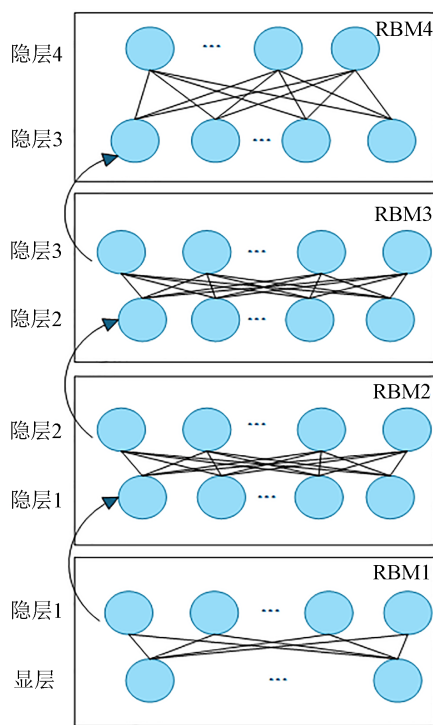


图 2 DBN 网络连接示意

Fig. 2 Schematic of network connection of DBN

DBN 具有以下关键参数。

- 1) 可见层单元数量：取决于输入数据特征维度，是 DBN 与外界数据交互的接口。
- 2) 隐藏层数量和每层单元数量：隐藏层数量决定学习深度，数量越多则代表学到的特征越复杂；每层单元数量决定特征空间维度。
- 3) 学习率：决定训练时权重调整幅度，过大易跳过最优解，过小则收敛速度慢。
- 4) 训练轮数：决定训练数据完整遍历次数，不足会拟合不佳，过多则容易过拟合。
- 5) 批次大小：每次训练迭代使用的样本数，

小批次更新快但波动大，大批次训练稳但占用内存多。

DBN 虽然在处理复杂数据和挖掘潜在特征方面具有一定优势，但在收敛速度和优化能力上仍有待提升，且需要进行人工调参。为了克服上述问题，提高 NC-IFF 系统作战效能评估的准确性和可靠性，本文在 DBN 的基础上，将 PSO 和 Adam 与 DBN 相结合。

2.2 PSO-DBN 算法思想

在 PSO 算法的运行机制中，每个粒子都被赋予独特的速度与位置属性。每进行一次搜索，各个粒子都会生成一个相对最优的结果，也就是个体最优解，并且这个结果会被系统留存记录。而在所有个体最优解当中的最优值，即为当前搜索阶段的全局最优解。随着搜索工作的持续深入开展，种群内的粒子会参考过往所记录的个体最优解信息以及当前的全局最优解详情，对自身的速度与位置进行动态更新调整，直至成功定位到整个搜索空间范畴内的全局最佳解决方案，才会终止搜索流程，进而顺利完成优化计算任务。

假设在一个 D 维的目标搜索空间中，有 N 个粒子组成一个群落，其中第 i 个群落表示为一个 D 维的向量，可表示为

$$X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}), i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

第 i 个粒子的“飞行”速度也是一个 D 维度的向量，记为

$$V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}), i = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

第 i 个粒子迄今为止搜索到的最优位置称为个体极值，记为

$$P_{best} = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD}), i = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置为全局极值，记为

$$g_{best} = (g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{iD}) \quad (5)$$

找到个体极值和全局极值后，粒子根据式 (6)、(7) 更新自己的速度和位置，表达式为

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + c_1 r_1(t) [p_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 r_2(t) [p_{gi}(t) - x_{ij}(t)] \quad (6)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (7)$$

式中： c_1 和 c_2 为学习因子； r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 范围内的均匀随机数； v_{ij} 为粒子的速度， $j = 1, 2, \dots, D$ 。

采用 PSO 算法对 DBN 的初始参数进行优化。PSO-DBN 的运算流程如图 3 所示，具体步骤如下^[29]。

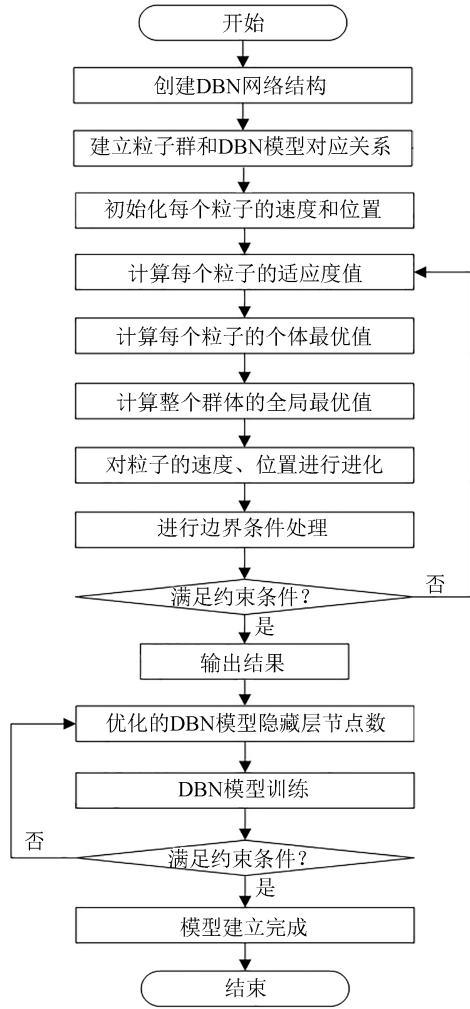


图3 PSO-DBN 运算流程

Fig. 3 Calculation process of PSO-DBN

Step1 粒子编码：把 DBN 模型的各隐藏层节点数映射为 PSO 中的粒子。

Step2 适应度函数定义：定义适应度函数为非协作式敌我识别系统作战效能评估的误差函数，使用均方误差，通过最小化适应度函数，寻找最优的 DBN 参数。

Step3 PSO 迭代更新：根据 PSO 算法的更新公式，不断更新粒子的位置和速度，直至达到最大迭代次数，最终得到的最优粒子即为经过 PSO 优化后的 DBN 初始参数。

2.3 Adam 优化器

Adam 是一种学习速率自适应的神经网络方法^[30]，利用梯度的一阶矩估计和二阶矩估计动态调整每个参数的学习率，Adam 算法的更新步骤如下。

1) 计算梯度

$$\mathbf{g}_t = \nabla_{\theta} f_i(\theta_{t-1}) \quad (8)$$

式中： $\mathbf{g}_t$ 为 t 时刻的梯度向量； ∇_{θ} 为梯度算子； $f_i(\cdot)$ 为 t 时刻的目标函数； θ_{t-1} 为 $t-1$ 时刻的模型参数。

2) 计算梯度指数移动平均数

$$\mathbf{m}_t = \beta_1 \cdot \mathbf{m}_{t-1} + (1 - \beta_1) \cdot \mathbf{g}_t \quad (9)$$

式中： $\mathbf{m}_t$ 为 t 时刻的梯度指数移动平均数； $\mathbf{m}_0$ 初始化为 0； β_1 系数为指数衰减率，控制权重分配，通常取接近于 1 的值，默认为 0.9。

3) 计算梯度平方的指数移动平均数

$$\mathbf{v}_t = \beta_2 \cdot \mathbf{v}_{t-1} + (1 - \beta_2) \cdot \mathbf{g}_t^2 \quad (10)$$

式中： $\mathbf{v}_t$ 为 t 时刻的梯度平方指数移动平均数； $\mathbf{v}_0$ 初始化为 0； β_2 系数为指数衰减率，控制之前的梯度平方的影响情况，默认为 0.999。

4) 对梯度均值进行偏差纠正

$$\hat{\mathbf{m}}_t = \frac{\mathbf{m}_t}{1 - \beta_1^t} \quad (11)$$

式中： $\hat{\mathbf{m}}_t$ 为经过偏差纠正后的梯度均值。由于 $\mathbf{m}_0$ 初始化为 0，会导致 $\mathbf{m}_t$ 偏向于 0，尤其在训练初期阶段。因此，需要对梯度均值 $\mathbf{m}_t$ 进行偏差纠正，降低偏差对训练初期的影响。

5) 对梯度平方进行偏差纠正

$$\hat{\mathbf{v}}_t = \frac{\mathbf{v}_t}{1 - \beta_2^t} \quad (12)$$

式中： $\hat{\mathbf{v}}_t$ 为经过偏差纠正后的梯度平方。与 $\mathbf{m}_0$ 类似，因为 $\mathbf{v}_0$ 初始化为 0，导致训练阶段 $\mathbf{v}_t$ 偏向 0，因此，需对其进行纠正。

6) 更新参数

$$\theta_t = \theta_{t-1} - \alpha \cdot \frac{\hat{\mathbf{m}}_t}{\epsilon + \sqrt{\hat{\mathbf{v}}_t}} \quad (13)$$

式中：默认学习率 $\alpha = 0.001$ ， $\epsilon = 10^{-8}$ ，避免除数变为 0。可以看出，对更新的步长算法，能够从梯度均值及梯度平方 2 个角度进行自适应调节，而不是直接由当前梯度决定。

采用 Adam 算法对 DBN 模型进行优化，具体步骤如下。

1) 对 Adam 优化器的参数进行初始化，包括学习率、一阶矩估计的指数衰减率、二阶矩估计的指数衰减率以及用于保障数值稳定性的小常数等，恰当的参数设置有助于优化器高效地调整 DBN 网络参数。

2) 借助 Adam 优化器进行参数优化。Adam 优化器基于计算所得的损失值，通过反向传播算法求解损失函数对 DBN 网络中每个参数（权重和偏置）的梯度。梯度反映了损失函数在当前参数下的变化方向和速率，可指导参数更新。

3) Adam 优化器依照其特定的更新规则, 利用梯度信息对 DBN 网络的参数进行调整, 能够使模型在后续预测中更趋近真实值, 进而逐步减小损失值。

Adam-DBN 流程如图 4 所示。

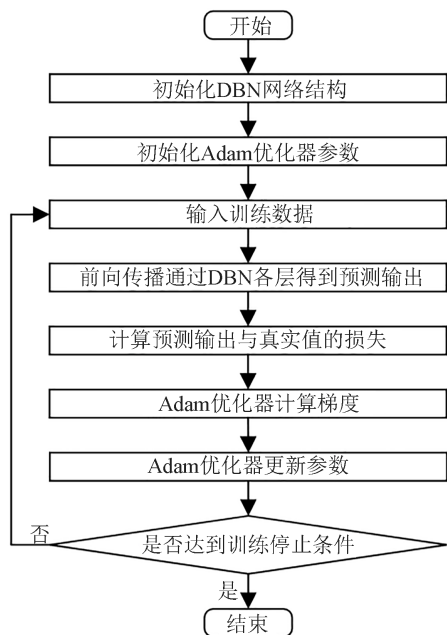


图 4 Adam-DBN 运算流程

Fig. 4 Calculation process of Adam-DBN

3 实验结果与分析

3.1 构造样本数据及参数设置

使用构建的 NC-IFF 系统作战效能评估指标体系及指标判断标准进行仿真, 首先构造样本数据, 借助 Python 的 NumPy 库中的随机数生成函数 np.random.uniform, 针对表 1 中每个级别的评估结果对应的各指标区间进行离散化处理, 每个评估级别使用其对应的指标区间生成独立的样本, 相互之间不交叉, 生成 100 000 组样本数据, 再从中随机挑选 10 000 组完成后续的仿真。

由于每个评估级别对应的样本仅从其特定的指标区间生成, 忽略了不同评估级别之间可能存在的过渡情况, 以及一些特殊或极端的情况, 导致样本数据缺乏全面性和多样性, 后续可对如何构造全面的样本数据作进一步研究。

基于此示例的需求是输入 9 个指标的数据, 输出 1 个评估结果, 故输入层节点数设置为 9, 输出层节点数设置为 1; 结合考虑计算机性能, 设置 3 层隐藏层, 训练批次为 32, 初始学习率为 0.001,

根据以往经验, 传统 DBN 将 3 层隐藏节点数分别设置为 128、64、32, PSO-DBN 对各层隐藏节点数设置 16~256 的寻优范围。由于需要寻优 3 层隐藏层的节点数, 故将 PSO 的搜索维度设置为 3。基于以往研究的经验, 将 PSO 寻优阶段的训练轮数设置为 10, 粒子数量设置为 20, 学习因子 c_1 、 c_2 分别设置为 0.5 与 0.3。

3.2 定义损失函数

损失函数是将随机事件或其有关随机变量的取值映射为非负实数, 以表示该随机事件“风险”或“损失”的函数^[31], 用于衡量预测值与实际值的偏离程度。在应用中, 通过最小化损失函数求解和评估模型。本文所建模型的损失函数使用均方误差 (mean squared error, MSE) 损失函数, MSE 是实际值和预测值之间平方差的平均值, 其表达式为

$$L = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (14)$$

式中: L 为均方误差; y_i 为真实值; $\hat{y}_i$ 为模型的预测值; m 为样本数量, 通常在训练循环中计算每一批次数据的损失值, 进而指导模型参数的更新优化。本研究用真实值为每一组离散化样本对应的评估值。

3.3 模型仿真与比较分析

情况 1: 由于依据损失值可以对模型的训练效果好坏进行分析, 故设定当训练损失值小于 0.01 时, 模型停止训练, 分别就训练时间、训练轮数对 DBN、PSO-DBN、Adam-DBN、Adam-PSO-DBN 进行比较, 结果如表 2 所示。

表 2 训练损失值小于 0.01 时各模型训练效果比较
Table 2 Comparison of the training effects of different models when the training loss value is less than 0.01

模型	训练时间/s	训练轮数
DBN	429.978	929
PSO-DBN	372.118	685
Adam-DBN	16.363	18
Adam-PSO-DBN	190.604	15
Adam-DBN (替换为优化的隐藏层节点数)	15.282	15

从表 2 可以看出, 在设定训练损失值达到 0.01 停止训练的前提下, 无任何优化的 DBN 训练时间为 429.978 s, 训练轮数为 929。引入优化后, 各模型均有不同程度的提升: PSO-DBN 的训练时间

降至 372.118 s, 下降约 13.46%, 训练轮数减至 685, 减少约 26.26%, 效果虽有提升, 但不太显著; Adam-DBN 优化效果最为突出, 其训练时间最短, 仅需 16.363 s, 相比 DBN 下降了 96.19%, 训练轮数为 18, 相较于 DBN 减少了 98.06%; Adam-PSO-DBN 程序运行时间为 190.604 s, 相比 DBN 下降了 55.67%, 训练轮数仅需 15 轮, 相较于 DBN 减少了 98.38%, 考虑是由于算法的复杂性导致运算量增大, 在对参数寻优环节耗时较长; 为与 Adam-DBN 比较优化效果, 使用 Adam-PSO-DBN 得到的最优参数替换 Adam-DBN 中的参数, 程序运行时间缩短至 15.282 s, 下降约 6.61%, 训练轮数为 15, 减少了 16.67%, 明显优于原模型。仿真结果表明, Adam 优化器可以极大提升 DBN 的训练效率, 使其能在更短时间内完成收敛, PSO 虽然寻优过程耗时较长, 但模型使用寻优得到的参数后, 其性能得到较大提升, 验证了 PSO 的寻优能力, 可使用 PSO 来完成参数的寻优及设置, 极大减少人工调整参数的工作量。

情况 2: 比较相同训练轮数后的训练损失值和

测试损失值, 设定训练轮数为 100, 结果如表 3、图 5 所示。

表 3 经过 100 轮训练后各模型训练效果比较
Table 3 Comparison of the training effects of different models post 100 rounds of training

模型	训练损失值	测试损失值
DBN	0.016 93	0.017 34
PSO-DBN	0.015 90	0.016 06
Adam-DBN	0.001 41	0.001 24
Adam-PSO-DBN	0.000 55	0.000 16

从表 3 可以看出, 设定训练轮数达到 100 次停止训练时, 无任何优化的 DBN 训练损失值为 0.016 93, 测试损失值为 0.017 34; PSO-DBN 训练损失值降至 0.015 90, 下降约 6.08%, 测试损失值降至 0.016 06, 下降约 7.38%, 整体提升幅度有限; Adam-DBN 训练损失值为 0.001 41, 相较于 DBN 下降了 91.67%, 测试损失值为 0.001 24, 相较于 DBN 下降了 92.85%, 提升较为明显; Adam-PSO-DBN 训练损失值低至 0.000 55, 相较于 DBN

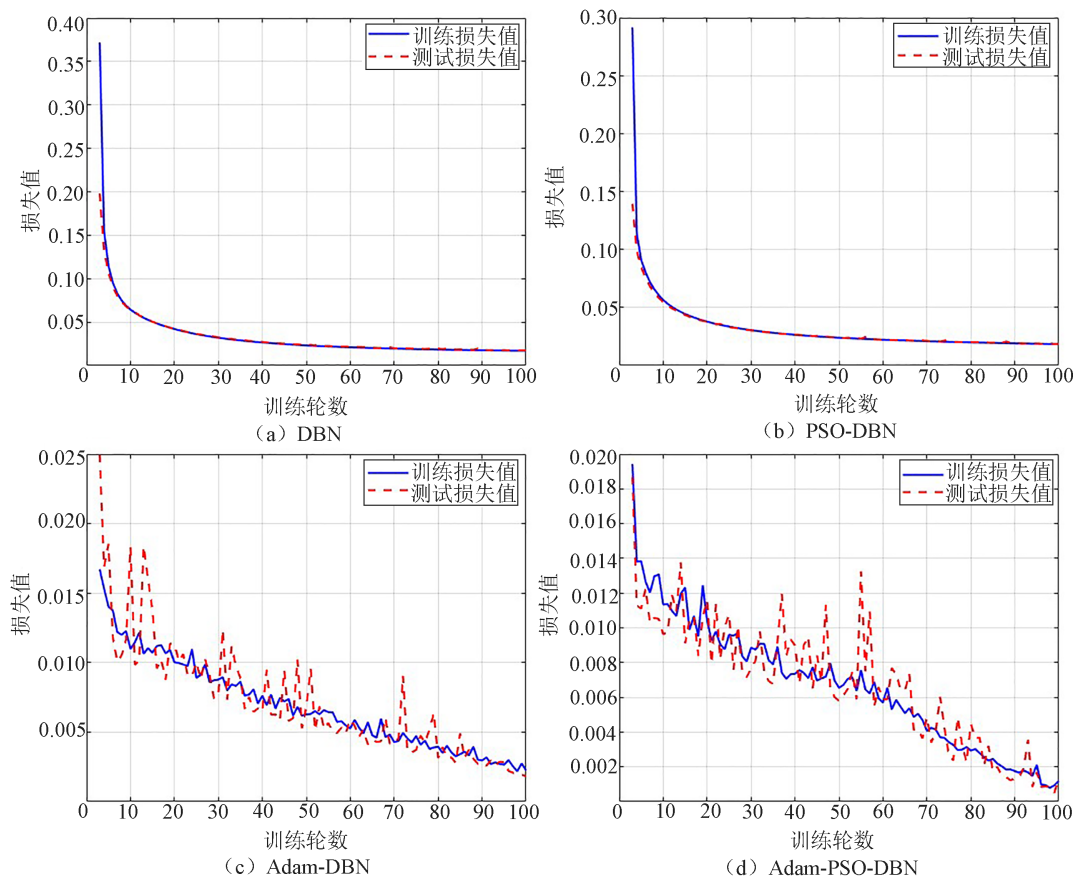


图 5 各模型训练 100 轮损失值变化

Fig. 5 Loss value variations of different models during 100 times of training

下降了 96.75%，测试损失值仅为 0.000 16，相较于 DBN 下降了 99.08%，提升幅度最大。从图 5 可以看出，DBN 和 PSO-DBN 在开始训练时收敛相对较为缓慢，在第 40 轮训练后趋于稳定，后续训练无显著变化；而 Adam-DBN 和 Adam-PSO-DBN 在开始阶段便迅速收敛，且在第 70 轮时，损失值分别达到了 0.005 和 0.004。由仿真结果可知，Adam 对于模型的收敛速度有明显的提升作用，同时使用 Adam 和 PSO 寻优，经过一定轮数的训练之后，训练效果显著提升。

情况 3：设定相同的模型训练时间，对 DBN、PSO-DBN、Adam-DBN、Adam-PSO-DBN 的训练损失值和测试损失值进行比较，设定程序运行时间为 5 min，结果如表 4 和图 6 所示。

从表 4 可以看出，在设定程序运行时间达到 5 min 停止训练时，PSO-DBN 训练损失值为 0.012 86，而 DBN 为 0.010 82，PSO-DBN 比 DBN 高出约 18.85%，PSO-DBN 的训练效果劣于无优化的 DBN，结合图 6（a）和在情况 2 所得结论分析原因，在训练轮数足够多时，提升幅度越来越低，刚开始 PSO-DBN 比 DBN 训练效果好，经过 100

轮训练后，二者趋于相同，且 5 min 内 DBN 比 PSO-DBN 的训练次数多 337 轮。

表 4 程序运行 5 min 后各模型训练效果比较
Table 4 Comparison of the training effects of different models after the programs running for 5 min

模型	训练损失值	测试损失值	训练轮数
DBN	0.010 82	0.010 69	626
PSO-DBN	0.012 86	0.013 08	289
Adam-DBN	0.000 14	0.000 27	254
Adam-PSO-DBN	0.000 52	0.000 39	104

结合表 4、图 6（b）和图 6（c）可以看出，引入 Adam 优化器后，训练损失值在前 10 轮训练就可降至 0.05 以下，与无优化的 DBN 相比，Adam-DBN 在收敛稳定时的损失值降低了约 80%，训练效果显著提升；结合表 4 和图 6（d）可以看出，在训练初期，Adam-DBN 与 Adam-PSO-DBN 训练效果相近，随后 Adam-PSO-DBN 在某阶段表现更优，但当 Adam-DBN 训练轮数大于 Adam-PSO-DBN 时，二者又趋于相近。在这一过程中，当 Adam-DBN 训练效果更优时，损失值

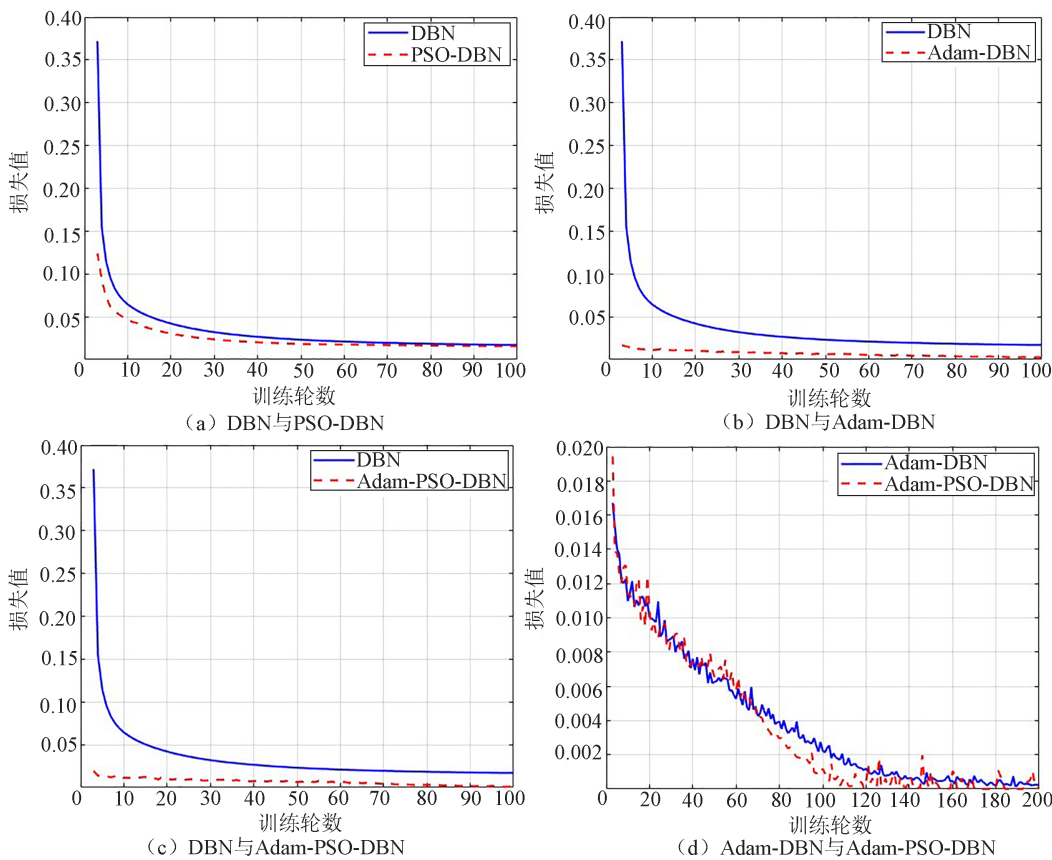


图 6 各模型训练损失值比较
Fig. 6 Comparison of training loss values of different models

相比 Adam-PSO-DBN 降低了约 10%。仿真结果表明，Adam 优化器既可以提升模型的训练速度，又能够提升训练效果，PSO 在较少的训练轮数内优化效果明显，当训练轮数足够大时便不再具有优势。

3.4 实例验证

将 4 个模型充分训练后，使用 50 组非密化处理后的 NC-IFP 系统作战效能评估数据对其训练效果进行分析。分别将模型评估值与真实值进行比较，部分结果如表 5 和图 7 所示。

表 5 各模型评估结果与真实值对比
Table 5 Comparison of the evaluation results of different models and the real values

真实值	DBN	Adam-DBN	PSO-DBN	Adam-PSO-DBN
1	1.038 315 058	1.054 933 310	1.068 384 409	1.000 000 477
1	1.106 612 090	1.032 384 427	0.995 852 071	1.004 967 142
1	1.139 923 334	1.148 831 606	1.165 289 998	1.000 384 569
1	1.008 897 543	1.016 641 140	1.026 162 744	1
1	1.035 158 515	1.044 335 604	1.062 299 252	1.000 000 358
1	1.011 506 319	1.010 909 071	1.030 343 652	1
2	1.742 817 163	1.762 180 328	1.777 927 876	1.813 866 615
2	1.629 051 208	1.617 727 518	1.624 538 302	1.682 894 230
2	2.026 298 861	1.942 450 321	2.003 327 678	1.994 556 173
2	2.129 659 473	1.969 914 669	1.991 249 188	1.993 993 613
2	1.914 540 945	2.041 127 246	1.968 268 672	1.999 865 028
4	4.094 058 990	4.030 474 873	4.089 888 573	4.031 983 376
4	4.036 499 023	4.039 972 305	4.018 407 822	3.994 979 143
4	4.160 504 341	4.166 239 738	4.134 543 419	4.126 098 156
4	3.978 922 741	3.994 217 586	4.005 141 048	4.007 384 666
5	5.339 933 872	5.330 011 368	5.286 962 509	5.285 274 982
5	5.008 100 510	5.008 460 999	5.032 769 680	4.965 394 974
5	5.147 965 908	5.128 252 983	5.114 280 224	5.072 575 569
5	4.916 265 536	4.944 683 251	4.994 430 231	4.995 208 258
5	5.093 932 152	5.107 533 455	5.079 336 166	5.057 306 767
7	7.215 735 912	7.198 287 964	7.260 794 163	7.119 069 099
7	7.344 385 147	7.337 741 127	7.338 935 852	7.308 728 695
7	6.963 721 085	7.073 894 702	7.010 713 377	6.997 803 281
7	7.023 012 578	7.045 770 106	6.984 947 289	6.991 915 064
7	7.067 805 149	7.004 853 877	7.015 398 023	6.994 702 398
8	8.243 714 333	8.240 754 814	8.213 690 758	8.082 456 589
8	8.327 877 045	8.324 090 958	8.264 469 147	8.170 621 872
8	8.129 270 554	8.154 338 837	8.097 982 407	8.050 594 330
8	8.247 231 483	8.259 410 858	8.221 451 759	8.095 494 270
8	7.943 840 591	7.982 864 274	7.987 380 640	7.985 846 293

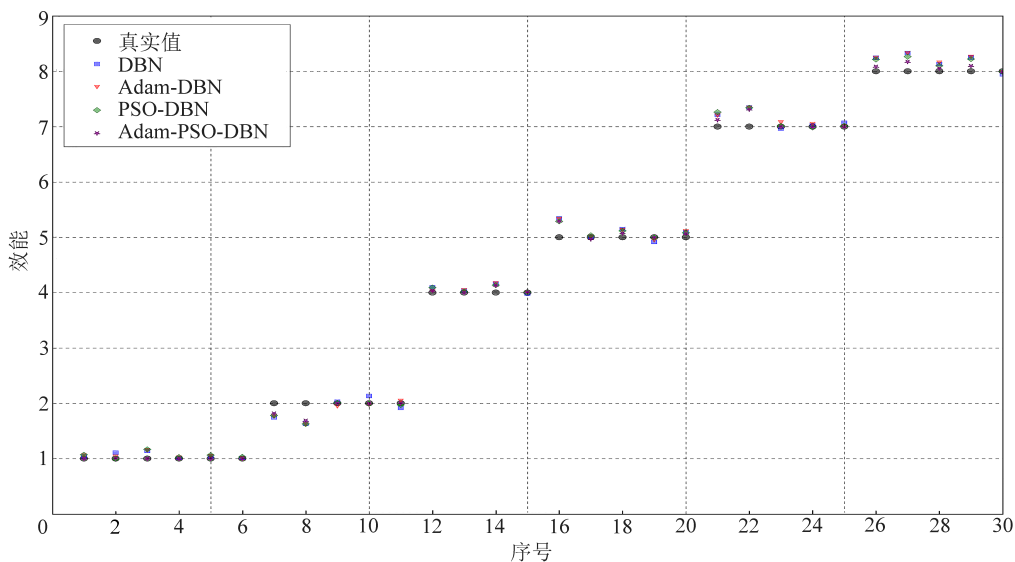


图 7 实例验证结果

Fig. 7 Results of example verification

由表 5 及图 7 可以看出, DBN 评估结果总体上距离真实值最远, Adam-PSO-DBN 评估结果距离真实值最近, 其他 2 个模型的评估结果介于两者之间。为进一步量化评估结果, 进行误差分析, 分别对 4 个模型的评估结果计算均方根误差, DBN、Adam-DBN、PSO-DBN、Adam-PSO-DBN 4 个模型的均方根误差分别为 0.170 5、0.165 6、0.154 5、0.115 6。结果表明, 引入 PSO 算法和 Adam 优化器均对原 DBN 具有一定优化作用, 两者共同作用时, 优化效果最为明显。

4 结论

本文基于 NC-IFF 系统作战效能评估方法, 提出引入 Adam 优化器和 PSO 对 DBN 进行优化, 通过控制损失值、训练轮数、训练时间等, 分别对 DBN、PSO-DBN、Adam-DBN、Adam-PSO-DBN 进行了对比分析。实验结果表明, 引入 Adam 优化器和 PSO 可以解决 DBN 需要人工调参的问题, 同时极大地提升了训练效率, 随着训练时间和训练轮数的增加, PSO 寻优的参数优势减弱, 故可根据不同的场景需求, 选择不同的优化策略。如果在极短时间 (3 min) 内要求完成模型训练的, 只引入 Adam 优化器效果最优; 在稍长时间 (3~8 min), 同时引入 Adam 优化器和 PSO 效果最优; 当对时间无要求时, 2 种方法效果相近; 如果对训练效果要求不高, 只引入 Adam 优化器便可达到目的。在实际应用场景中, 可依据具体状况构建更

为多元且复杂的评估指标体系, 以进一步贴合实际需求与应用环境。

参考文献

- [1] 李平. 多谱段敌我识别系统关键技术研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2015: 1-2.
LI P. Research on the key technologies of multi-spectral IFF system[D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, 2015: 1-2.
- [2] 张毅恒. 智能计算在 IFF 中的关键技术研究及应用[D]. 无锡: 江南大学, 2023: 5-6.
ZHANG Y H. Research and application of key technologies of intelligent computing in IFF[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2023: 5-6.
- [3] 孙永强, 张安. 基于混合贝叶斯网络的非协作式敌我识别系统[J]. 火力与指挥控制, 2010, 35(6): 179-182.
SUN Y Q, ZHANG A. Study on hybrid bayesian networks in non-cooperative IFF system[J]. Fire Control & Command Control, 2010, 35(6): 179-182.
- [4] 方棉佳, 陈朝. 针对敌我识别系统的个体识别研究[J]. 雷达科学与技术, 2023, 21(3): 298-302, 313.
FANG M J, CHEN Z. Research on specific emitter identification for IFF system[J]. Radar Science and Technology, 2023, 21(3): 298-302, 313.
- [5] 燕雪峰, 张德平, 黄晓冬, 等. 面向任务的体系效能评估[M]. 北京: 电子工业出版社, 2020: 127-176.

- [6] 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.
- [7] 李建勋, 王军, 韩山, 等. 系统效能评估方法与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2022: 154-225.
- [8] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2020: 1-10.
- [9] 苏泓嘉, 罗宇成, 刘飞. 装备体系效能评估及支撑技术综述[J]. 空天防御, 2023, 6(3): 29-38.
- SU H J, LUO Y C, LIU F. Review of equipment effectiveness evaluation and supporting technologies[J]. Air & Space Defense, 2023, 6(3): 29-38.
- [10] 李波, 雒浩然, 田琳宇, 等. 基于DBN效能拟合的舰艇编队作战效能敏感性分析[J]. 航空学报, 2019, 40(12): 156-166.
- LI B, LUO H R, TIAN L Y, et al. Sensitivity analysis of ship formation operational effectiveness based on DBN effectiveness fitting[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2019, 40(12): 156-166.
- [11] 万张博, 胡建刚, 李俊杰, 等. 基于图卷积的陆域智能化无人作战体系效能评估[J]. 兵工学报, 2024, 45(S1): 271-277.
- WAN Z B, HU J G, LI J J, et al. Effectiveness evaluation of land-based intelligent unmanned combat systems based on graph convolutional networks[J]. Acta Armamentarii, 2024, 45(S1): 271-277.
- [12] 于小岚, 熊伟. 基于贝叶斯网络的天基信息支援装备体系作战效能评估方法[J]. 兵工自动化, 2024, 43(3): 74-81, 91.
- YU X L, XIONG W. Operational effectiveness evaluation of space-based information support equipment system based on Bayesian network[J]. Ordnance Industry Automation, 2024, 43(3): 74-81, 91.
- [13] 李奎, 张挺, 王华, 等. 基于RBF神经网络的海基接收机作战效能评估[J]. 导航定位学报, 2023, 11(6): 57-63.
- LI K, ZHANG T, WANG H, et al. Operational effectiveness evaluation of BDS receivers based on RBF neural network[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2023, 11(6): 57-63.
- [14] 杨萍, 陈浩, 刘建, 等. 基于深度学习的网状指标体系作战效能评估方法研究[J]. 火力与指挥控制, 2023, 48(7): 110-114.
- YANG P, CHEN H, LIU J, et al. Research on the operational effectiveness assessment method of mesh structure index system based on deep learning[J]. Fire Control & Command Control, 2023, 48(7): 110-114.
- [15] 杨根庆, 吴一乔, 周纯祥, 等. 基于DBN的反舰导弹突防作战效能评估[J]. 舰船电子工程, 2023, 43(12): 151-155.
- YANG G Q, WU Y Q, ZHOU C X, et al. Operational effectiveness evaluation of anti-ship missile penetration based on dynamic Bayesian network[J]. Ship Electronic Engineering, 2023, 43(12): 151-155.
- [16] 程恺, 车先明, 张宏军, 等. 基于支持向量机的部队作战效能评估[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(5): 1055-1058.
- CHENG K, CHE X M, ZHANG H J, et al. Evaluation method of operational effectiveness based on support vector machine[J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(5): 1055-1058.
- [17] AWAD M, KHANNA R. Efficient Learning Machines[M]. California: Apress, 2015: 67-80.
- [18] 李恩吉, 胡思宇, 谭光明, 等. 优化器对神经网络力场性能的影响与分析[J/OL]. 计算机科学, (2024-12-30)[2025-04-01]. <https://link.cnki.net/urlid/50.1075.tp.20241226.1346.013>.
- LI E J, HU S Y, TAN G M, et al. The impact and analysis of optimizers on the performance of neural network force fields[J/OL]. Computer Science, (2024-12-30)[2025-04-01]. <https://link.cnki.net/urlid/50.1075.tp.20241226.1346.013>.
- [19] 武雍桦, 朱光亚, 徐忠林, 等. 基于VMD-IKHA-DBN的高压输电电缆局部放电模式识别方法[J]. 电工电能新技术, 2024, 43(8): 56-68.
- WU Y Y, ZHU G Y, XU Z L, et al. Partial discharge pattern recognition method for high voltage transmission cables based on VMD-IKHA-DBN[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2024, 43(8): 56-68.
- [20] 杨威, 倪庞, 张安安, 等. 基于粒子群优化深度置信网络的气体绝缘金属封闭开关设备局部放电模式识别[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(29): 12604-12613.
- YANG W, NI P, ZHANG A A, et al. Partial discharge pattern recognition in gas insulated metal-enclosed switchgear based on particle swarm optimization deep belief network[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(29): 12604-12613.

- [21] 王通, 熊涛理. 基于改进 Adam-DBN 的油井工况诊断方法[J]. 沈阳工业大学学报, 2023, 45(3): 330-335.
- WANG T, XIONG T L. Diagnosis method based on improved Adam-DBN for working conditions of oil well[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2023, 45(3): 330-335.
- [22] 夏栋, 郝继刚, 杨伟. 敌我识别系统建模研究[J]. 舰船电子对抗, 2017, 40(3): 29-31.
- XIA D, HAO J G, YANG W. Research into the modeling of identification friend or foe system[J]. Shipboard Electronic Countermeasure, 2017, 40(3): 29-31.
- [23] 周航. 敌我识别系统[J]. 航空电子技术, 2011, 42(3): 55-56.
- [24] 焦阳, 王波, 李琨. 俄乌冲突对军事目标属性判别能力发展的启示[J]. 电讯技术, 2024, 64(11): 1895-1900.
- JIAO Y, WANG B, LI K. Implications of the Russia-Ukraine conflict on development of IFF[J]. Telecommunication Engineering, 2024, 64(11): 1895-1900.
- [25] 张峰. 基于指标体系关键要素灵敏度的装备能力智能评估研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2022: 35-40.
- ZHANG F. Research on intelligent evaluation of equipment capability based on key elements sensitivity of index system[D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, 2022: 35-40.
- [26] 李佳. Mark XIIA 干扰类型识别与抑制技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020: 1-8.
- LI J. Research on interference type recognition and suppression technology in Mark XIIA system[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020: 1-8.
- [27] 张效天, 彭文成, 刘瑞. 某无人机系统作战效能评估研究[J]. 火力与指挥控制, 2024, 49(5): 152-157.
- ZHANG X T, PENG W C, LIU R. Research on the evaluation of the combat effectiveness of a certain UAV system[J]. Fire Control & Command Control, 2024, 49(5): 152-157.
- [28] 梁家琦, 帕孜来·马合木提. 海鸥算法优化 DBN 的光伏逆变器故障诊断方法[J]. 可再生能源, 2022, 40(11): 1515-1522.
- LIANG J Q, PAZILAI M. Photovoltaic inverter fault diagnosis based on seagull optimization algorithm to optimize DBN[J]. Renewable Energy Resources, 2022, 40(11): 1515-1522.
- [29] 刘杰, 付雪娇, 孙兴伟. 基于 PSO-DBN 的风电机组齿轮箱运行状态识别[J]. 传感技术学报, 2023, 36(3): 434-440.
- LIU J, FU X J, SUN X W. Operating state identification of wind turbine gearbox based on PSO-DBN[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2023, 36(3): 434-440.
- [30] 邵宁宁, 王英. 基于 Adam 优化的改进 PSO-RBF 牵引变压器故障诊断研究[J]. 电气工程学报, 2023, 18(4): 209-216.
- SHAO N N, WANG Y. Research on PSO-RBF traction transformer fault diagnosis based on Adam optimization[J]. Journal of Electrical Engineering, 2023, 18(4): 209-216.
- [31] ZHOU X, LIU X M, ZHAI D M, et al. Asymmetric loss functions for noise-tolerant learning: theory and applications[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(7): 8094-8109.

(编辑: 于福兴)