

doi: 10.7690/bgzd.2022.12.003

基于 BP 神经网络的舰载机对陆打击作战效能评估

潘长鹏¹, 王中发¹, 王海涛², 冯方超², 喻仲谋², 陈俊宗³

(1. 海军航空大学战勤学院, 山东 烟台 264001; 2. 中国人民解放军 92074 部队, 浙江 宁波 315000;
3. 中国船舶集团有限公司系统工程研究院, 北京 100036)

摘要: 为解决复杂战场态势下影响舰载机对陆打击作战效能因素多、情况复杂的问题, 提出一种基于 BP 神经网络学习算法的舰载机对陆打击作战效能评估模型。结合舰载机性能及战场环境, 运用层次分析法构建舰载机对陆打击作战效能评估指标体系; 通过 Matlab 工具进行动态评估仿真。仿真结果表明: 该模型准确率能达到 98.5%, 验证了模型的有效性和可行性, 可为舰载机在战术应用方面提供一定的决策信息。

关键词: 舰载机; 对陆打击; BP 神经网络; 效能评估

中图分类号: TJ85 **文献标志码:** A

Operational Effectiveness Evaluation of Carrier-based Aircraft Attacking Land Based on BP Neural Network

Pan Changpeng¹, Wang Zhongfa¹, Wang Haitao², Feng Fangchao², Yu Zhongmou², Chen Junzong³

(1. School of Aviation Operations and Support, Naval Aviation University, Yantai 264001, China;
2. No. 92074 Unit of PLA, Ningbo 315000, China;

3. System Engineering Research Institute, China State Shipbuilding Corporation Limited, Beijing 100036, China)

Abstract: In order to solve the problem that there are many factors affecting the operational effectiveness of carrier-based aircraft attacking land in complex battlefield situation, a operational effectiveness evaluation model of carrier-based aircraft attacking land based on BP neural network learning algorithm is proposed. Combined with the performance of carrier-based aircraft and battlefield environment, the evaluation index system of operational effectiveness of carrier-based aircraft attacking land was established by using analytic hierarchy process (AHP). The dynamic evaluation simulation is carried out by Matlab tool. The simulation results show that the model accuracy rate reaches 98.5%, and results also verify the validity and feasibility of the model, and can provide some decision-making information for the tactical application of carrier-based aircraft.

Keywords: carrier-based aircraft; land attack; BP neural network; effectiveness evaluation

0 引言

航母舰载机对陆打击是由舰载机使用机载武器对陆上目标实施打击的空中作战行动, 是航母编队开展联合火力打击任务的重要组成部分, 是航母编队达成作战目标的重要手段。未来战争中, 对陆打击是我航母编队作战运用的一个重要方向。目前, 海军航空兵在制空作战、对海突击作战等方面研究较多, 基本形成了完整的理论体系, 但是在远海对陆打击作战的理论方面, 积累非常薄弱。文献[1]—[2]对美舰载机对岸打击主要作战行动、作战原则进行了分析与研究; 文献[3]分析了舰载机对陆打击作战航路规划的特点, 构建了航路规划评价指标体系, 但未对舰载机对陆攻击作战进行进一步分析。笔者运用层次分析法构建了舰载机对陆打击作战效能评估指标体系, 建立了基于 BP 神经网络学习算法的

舰载机对陆打击作战效能评估模型。通过 Matlab 工具对此模型进行动态评估仿真, 准确率达到 98.5%, 验证了该模型的有效性和可行性, 可为舰载机在战术应用方面提供一定的决策信息。

1 BP 神经网络算法描述

BP 神经网络是一种具有 3 层或 3 层以上的层次结构网络, 相邻上、下层之间各神经元实现全连接^[4], 即下层的每个神经元与上层的每个神经元都实现全连接, 而每层神经元之间无连接^[5]。BP 神经网络有输入层节点、输出层节点及 1 个或多个隐含层节点^[6]。对于输入信号, 要先向前传播到隐含层节点, 经作用函数后, 再把隐含层节点的输出信号传播到输出节点, 最后给出输出结果^[7], 模型如图 1 所示。

收稿日期: 2022-08-19; 修回日期: 2022-09-20

作者简介: 潘长鹏(1977—), 男, 山东人, 博士, 教授, 从事航空兵作战指挥、任务规划研究。E-mail: 3075641420@qq.com。

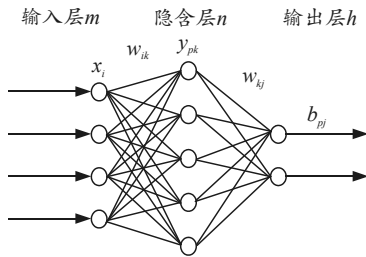


图 1 BP 神经网络模型

BP 算法的学习过程由正向传播和反向传播组成^[8]。在正向传播过程中，输入信息从输入层经隐含层逐层处理，传向输出层，每一层神经元的状态只影响下一层的状态^[9]。如果输出层得不到期望的输出，则反向传播，将误差信号沿原来的连接通道返回，通过修改各层神经元的权值，使得误差信号最小^[10]。

如图 1 所示， m 、 n 、 h 分别为输入节点、隐含节点及输出节点数目，隐含层节点与输入输出节点数的经验优化关系公式为：

$$n=m+0.618(m-h)。(1)$$

每个节点的输出与输入之间的非线性关系用 Sigmoid 函数表示为^[11]：

$$F(x)=1/(1+e^{-x})。(2)$$

隐含层样本模式 p 的计算公式如下^[12]：

$$y_{pk}=f\left(\sum_{i=1}^m w_{ik}x_{pi}-\theta_k\right), \quad k=1,2,\dots,n。(3)$$

式中： x_i 为输入层第 i 个节点的输入指标； $y_{pk}(k=1,2,\dots,n)$ 为样本模式 p 的隐含层第 k 个节点的输出； $w_{ik}(i=1,2,\dots,m; k=1,2,\dots,n)$ 为输入层第 i 个节点到隐含层第 k 个节点的连接权值； $w_{kj}(k=1,2,\dots,n; j=1,2,\dots,h)$ 为隐含层第 k 个节点到输出层第 j 个节点的连接权值； θ_k 为隐含层节点 k 的偏置值。

输出层样本模式 p 的实际输出计算方法为：

$$b'_{pj}=f\left(\sum_{k=1}^n w_{kj}y_{pk}-\theta\right), \quad j=1,2,\dots,h。(4)$$

式中 θ 为输出层输出节点的偏置值。

BP 神经网络的学习训练是一个误差反向传播与修正的过程，定义实际输出 b'_p 与期望输出 b_p 的总误差函数为：

$$E=\sum_{p=1}^h (b'_p-b_p)^2/2。(5)$$

BP 神经网络的权值修正公式为：

$$w=w(t)+\eta\delta_p b_p。(6)$$

$$\delta_p = \begin{cases} b'_p(1-b'_p)\sum_h \delta_{ph}w_{ik} & \text{对于输入节点} \\ b'_p(1-b'_p)(b_p-b'_p) & \text{对于输出节点} \end{cases}。(7)$$

式中： η 为学习速率，为了加快网络的收敛速率； t 为调节次数。

2 构建舰载机对陆打击作战效能评估

舰载机对陆打击主要由舰载机的性能及机载导弹的性能共同决定^[13]。舰载机对陆打击影响因素多、战术应用情况复杂，导致其作战效能评估问题更为复杂。舰载机对陆打击作战过程可分为战前准备、战斗出航、航线飞行、进入目标区、攻击目标与电子战、退出与返航 6 个阶段。影响其作战效能的主要因素包括：

1) 作战指挥能力：主要包括信息传输能力和任务规划能力、指挥控制能力。

2) 出动能力：主要包括起降方式、飞行员能力、舰载机性能、调运保障能力及故障维修能力^[14]。

3) 预警探测能力：主要包括雷达探测能力及红外探测能力。此外，舰载机对敌陆上目标进行精确打击时，仅仅依靠自身的侦察预警和信息战系统难以满足其作战需求，还需具备从其他作战单元获取信息情报和战场支持的能力。

4) 生存能力：可定义为“舰载机躲避或承受人为敌对环境的能力”，主要取决于舰载机的 RCS 面积、电子战能力、空战及反导能力、机动性、可靠性等。

5) 载弹能力：主要指挂载可以应对作战过程中威胁和完成作战任务弹药数量及携带导弹的突击能力^[15]。舰载机对陆目标突击时，除应挂载对陆攻击作战任务所必需的弹药外，还需应对敌歼击机、防空系统拦截，并具备携带空空导弹、反辐射导弹的能力。

6) 打击范围：主要指舰载机对陆打击的作战半径，舰载机对陆打击范围为舰载机的作战半径加上其携带武器的射程^[16]。舰载机作战半径除依靠自身携带燃油外，舰载机是否具备空中加油能力、航线飞行的航路规划等也会对舰载机续航能力产生较大影响。

舰载机作战效能评估指标体系如图 2 所示。

由于多目标决策的不可公度性，若直接使用各指标的原始值不便于分析和比较评价目标^[17]。在评价之前，应先将各指标变量进行规范化处理，统一为 $[0,1]$ 的无量纲指标属性值^[18]。对 X 中的第 i 个指标 x_i 及期望输出 b_p 的取值范围为 $d_i=[\min, \max]$ ，

$r_i \in (0, 1)$ 为指标值 x_i 的标准化值， $g_p \in (0, 1)$ 为期望输出 b_p 的标准化值。原始数据标准化计算公式为：

$$\left. \begin{aligned} r_i &= (x_i - \min) / (\max - \min) \\ g_p &= b_p \cdot (\max - \min) + \min \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

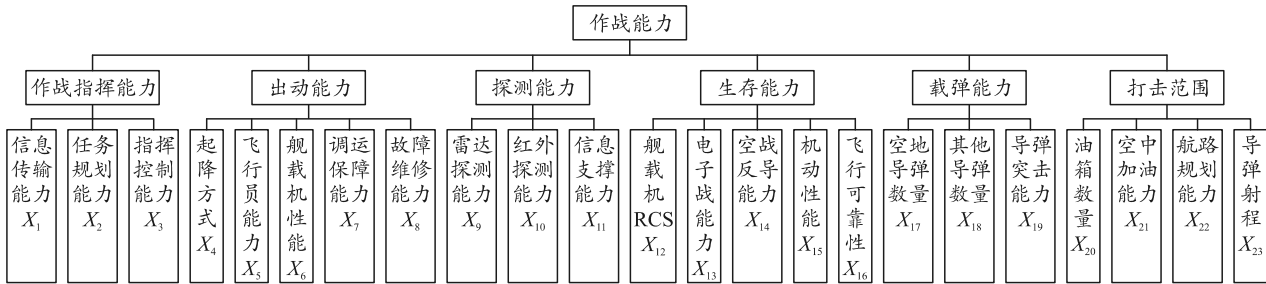


图 2 舰载机对陆打击作战效能评估指标体系

在构造学习样本时，对于定量指标，做归一化处理为无量纲指标。对非定量指标，专家对某个指标进行打分，设计评判集为 $u = \{ \text{优秀, 良好, 一般, 较差} \}$ ，归一化处理后对应的结果为 $v = [0.9, 0.8, 0.6, 0.3]$ 。为提供足够的训练和测试数据，共收集了 60 组舰载机对陆打击作战效能指标数据，其中前 40 组用于 BP 神经网络的算法学习，后 20 组用于测试，如表 1 所示。

表 1 效能评估指标集

一级指标	二级指标	数据 1	数据 2	...	数据 60
作战指挥能力	信息传输能力	0.920	0.940		0.870
	任务规划能力	0.910	0.910		0.880
	指挥控制能力	0.960	0.940		0.850
机动能力	起降方式	0.910	0.960		0.820
	飞行员能力	0.910	0.940		0.850
	舰载机性能	0.820	0.860		0.730
	调运保障能力	0.860	0.840		0.840
探测能力	故障维修能力	0.910	0.930		0.820
	雷达探测能力	0.820	0.880		0.770
	红外探测能力	0.870	0.860		0.840
生存能力	信息支撑能力	0.930	0.970		0.910
	舰载机 RCS	0.940	0.840		0.800
	电子战能力	0.860	0.920		0.850
	空战反导能力	0.950	0.850		0.740
载弹能力	机动性能	0.940	0.890		0.870
	飞行可靠性	0.870	0.840		0.890
	空地导弹数量	0.820	0.820		0.820
	其他导弹数量	0.950	0.750		0.750
打击范围	导弹突击能力	0.870	0.820		0.740
	油箱数量	0.910	0.820		0.820
	空中加油能力	0.910	0.760		0.860
	航路规划能力	0.890	0.810		0.820
	导弹射程	0.870	0.820		0.810
	作战效能	0.924	0.936		0.863

3 仿真分析

笔者建立的指标体系包含 3 个层次，1 个总目标指标，5 个一级指标，20 个二级指标。所以输入层节点个数设为 20、输出层节点为 1、隐含层层数为 1，根据式(1)确定隐含层节点个数为 31。相关参数设计如表 2 所示。

表 2 BP 神经网络参数

参数	数值	参数	数值
输入层节点 m	20.000 0	学习速率 η	0.100 0
隐含层节点 n	31.000 0	调节次数 t	100.000 0
输出层节点 h	1.000 0	误差要求	0.000 1
隐含层数量	1.000 0		

将效能评估指标数据输入到 BP 神经网络算法进行训练，经过 5 步学习迭代即收敛达到了训练精度的要求，得到相关曲线参数如图 3、4 所示。

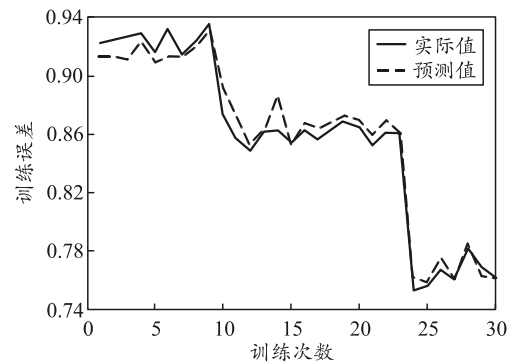
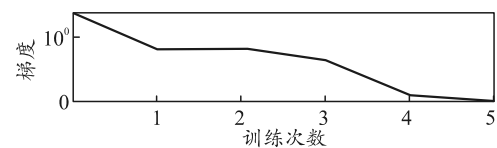
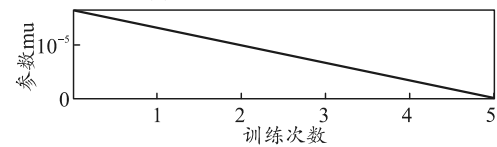


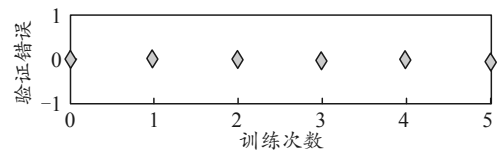
图 3 BP 神经网络训练误差变化



(a) 梯度的变化曲线



(b) 参数 Mu 的变化曲线



(c) 网络训练过适次数

图 4 BP 神经网络训练状态

图 3 中，训练误差随学习迭代的次数增加而减

小, 训练样本曲线平整光滑向下收敛直至达到期望误差, 而且学习过程中没有出现不收敛的错误状态。图 4 中, 在 BP 神经网络的 5 次学习迭代中, 验证样本的错误检测始终为 0。可见, 该学习得到的 BP 神经网络模型是可靠的, 可以对舰载机对陆打击的作战效能进行评估。对指标集的后 20 组数据进行测试, 结果如图 5、6 所示。

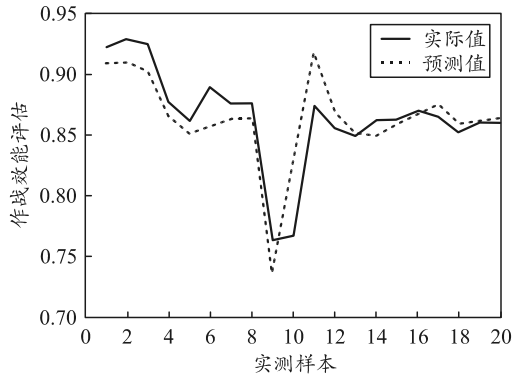


图 5 舰载机对陆打击作战能力数据对比折线

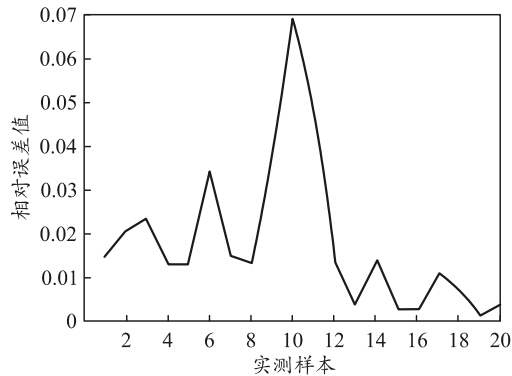


图 6 舰载机对陆打击作战能力测试数据误差

通过分析仿真图像可得, BP 神经网络总体的预测准确率在 98.4%左右, 所有的样本预测误差均在 7%以下。结果表明基于 BP 神经网络的舰载机对陆打击作战效能评估有很好的准确性及适用性。

4 结束语

笔者通过 BP 神经网络学习算法构建了舰载机对陆打击作战效能评估模型。通过仿真实验证明, 该模型有较高的评估精度, 取得了较好的评估效果。为舰载机在战术应用方面提供一定的决策信息, 避免在作战过程中, 作战方案选择的盲目性。

参考文献:

[1] 段继琨. 美航母特混舰队对岸攻击行动研究[J]. 国防

科技, 2015, 36(5): 96-99.

[2] 黎晓川. 航母舰载机对陆岸突击作战[J]. 兵器知识, 2011(6): 32-34.

[3] 刘新运, 管莹莹, 朱德法. 舰载航空兵对陆攻击航路规划评价指标体系研究[J]. 舰船电子工程, 2015, 35(9): 40-43.

[4] 豆欢娣. 基于 BP 神经网络的城市低碳交通发展评价研究[D]. 西安: 长安大学, 2016.

[5] 宋倩, 郭宇, 王发麟. 基于人工神经网络的线缆敷设质量综合评判[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(14): 256-263, 270.

[6] 张建军, 曲宏宇, 赵栋华. 基于神经网络的雷达抗干扰效能评估方法[J]. 海军航空工程学院学报, 2015, 30(1): 28-32.

[7] 田成祥, 侯德广. 基于 BP 神经网络的工程兵桥梁爆破方案评估模型[J]. 电脑与信息技术, 2017, 25(5): 25-28.

[8] 马乐, 赵锐, 阙媛. 基于混合模糊神经网络的入侵检测系统[J]. 军事交通学院学报, 2014, 16(5): 86-91.

[9] 叶厚良, 周旦辉, 姜鹏. BP 神经网络在导弹试验干扰效果评估中的应用[J]. 海军航空工程学院学报, 2015, 30(3): 277-280, 300.

[10] 王国庆, 王朝铺, 刘传辉, 等. 利用神经网络的海杂波幅度分布参数估计方法[J]. 海军航空工程学院学报, 2019, 34(6): 480-487.

[11] 王杨, 黄强, 冯竹超. 基于 BP 神经网络的导弹保障人员可靠性分析[J]. 海军航空工程学院学报, 2016, 31(2): 173-178.

[12] 梁勇, 赵贺伟, 王志强, 等. 基于遗传算法的空空导弹消耗规律神经网络预测方法[J]. 海军航空工程学院学报, 2019, 34(1): 151-162.

[13] 薛慧, 邓大松. 美国福特号航母作战能力解析[J]. 飞航导弹, 2015(7): 39-45.

[14] 林子琪, 廉玉康. 基于蒙特卡洛法的舰载机出动能力研究[J]. 中国高新科技, 2020(2): 29-32.

[15] 张毅, 陈正. 基于规范交战方式和 Lanchester 方程的对地攻击兵力需求分析[J]. 海军航空工程学院学报, 2012, 27(5): 593-596.

[16] 郭琳琳, 彭芑, 张建英. 美国航空母舰编队作战能力分析[J]. 雷达与对抗, 2017, 37(3): 17-23, 34.

[17] 韩凤霞. 基于动态自适应策略的多核调度算法研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2012.

[18] 童英华, 田立勤, 李靖. 基于贝叶斯网络的雾霾重点污染源排放预测[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(9): 2894-2901.