

基于改进 BP 算法的装备效能评估

刘 铭, 宁伟华, 陈永革, 柳世考, 张学礼
(空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800)

摘 要:介绍了目前评估装备效能的几种常用方法,指出了各方法的优缺点和应用时机,运用神经网络知识,提出了基于改进 BP 算法的效能评估新方法,并对典型的装备系统效能作了评估,结果表明该方法有效可行。

关键词:效能;效能评估;BP 算法

中图分类号:E926.42 **文献标识码:**A **文章编号:**1009-3516(2001)03-18-21

装备效能就是装备在规定的条件下达到规定使用目标的能力。装备效能可为武器装备的合理配系,现役装备的综合性能评估,现役装备的综合改进论证,新研装备的总体方案优化论证,新研装备的技术可行性论证,新研装备的战术技术指标论证,新研装备的方案风险分析,新研装备的可靠性,维修性和保障性分析评估,新研装备的需求分析论证和作战使用等提供理论依据。如何科学、准确地评估装备的效能,已成为军方和工业部门共同研究的热点。

1 装备效能评估的常用方法

目前对装备效能(E)评估的方法很多,大致可分为解析法和统计法两类,解析法包括 WSEIAC 模型法、能力指数法等,统计法包括试验统计法、作战模拟法等。

1.1 WSEIAC 模型法

WSEIAC 模型的表达式为

$$E = ADC \quad (1)$$

式中,有效性(A)是在开始执行任务时系统状态的度量;可信性(D)是在已知系统开始执行任务时所处状态的条件下,在执行任务过程中某个瞬间或多个瞬间的系统状态的度量;能力(C)是在已知系统执行任务过程中所处状态条件下,系统达到任务目标的能力的度量。该方法是目前使用最广泛的一种方法,可系统地分析装备在不同条件下的效能。其优点在于考虑问题全面,计算精度较高。缺点在于能力向量的选取相当困难,不易量化,难于统一。

1.2 能力指数法

选取装备具有代表性的效能评估指标,将装备效能综合为各评估指标的能力指数。以地空导弹武器为例,使用如下评估模型^[1]。

$$E = (T_c \times C_m \times A_j \times A_k)^{0.3} + M_c^{0.5} \quad (2)$$

式中, T_c 表示目标特性因子, C_m 表示射击能力因子, A_j 表示抗干扰因子, A_k 表示可使用性因子, M_c 表示机动性因子,各因子中又分别包含了若干底层系统性能指标。该方法优点是结构较简单,使用方便。缺点是由于选择的评估指标体系过于简化,评估的准确度不高,仅适合于宏观分析和快速评估。

1.3 试验统计法

通过装备的打靶、演习、实战获得大量的统计资料评估其效能,常用的统计评估方法有参数估计、假设检验、回归分析、相关分析等。其优点是结果可信度高,能客观评估武器系统的作战效能,这是其它评估方法不

可替代的。缺点是实验耗费大,周期长。

1.4 作战模拟法

作战模拟法是用计算机模拟模型来进行作战仿真实验,由实验得到的关于作战进程和结果的数据,直接或经过统计处理后给出效能指标评估值。灵活运用该方法,还可以测得装备各子系统的性能协同程度、各战术技术性能在作战过程中的价值等。但是仿真需要大量可靠的基础数据和原始资料作依托,而这些资料的获取是相当困难的。

此外还有一些评估方法,如专家评估法、量化标尺评估法、模糊评价法等等,这些方法虽各有特点,但由于精度较差,所以使用较少。鉴于以上分析,本文将神经网络理论引入到装备效能的评估中,建立了基于改进 BP 算法的装备效能评估模型,取得了较好的效果。

2 BP 神经网络及其改进算法

BP 神经网络即误差后向传播的神经网络是人工神经网络中的一类非常重要、使用广泛的网络结构。它由输入层、隐层和输出层组成,典型的三层 BP 网络结构如图 1 所示。其中, x_1, x_2, \dots, x_n 表示输入参数, n 表示输入层神经元的个数; y_1, y_2, \dots, y_m 表示输出参数, m 表示输出层神经元的个数。

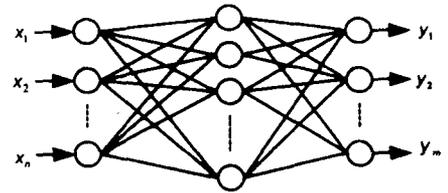


图 1 典型的三层 BP 神经网络

2.1 BP 网络工作原理

BP 网络学习是典型的有老师学习过程。其实质是提供足够的样本,通过反复调整网络各层神经元之间的权值和阈值,对网络输入参数和输出参数之间复杂的非线性函数不断进行逼近。调整的原则是使网络输出值和样本输出值之间的均方根误差越来越小,当均方根误差达到要求的精度时,表明网络已训练好了。

典型的 BP 学习算法^[2]包括如下步骤:

- 1) 初始化网络及学习参数,如设置网络初始权矩阵、学习因子等;
- 2) 提供训练模式,训练网络,直到满足学习要求;
- 3) 前向传播过程:对给定的训练模式输入,计算网络的输出模式,并与期望模式比较,若有误差,则执行 4); 否则,返回 2);
- 4) 后向传播过程:计算同一层单元的误差,修正权值和阈值,返回 2)。

2.2 BP 算法的改进

传统的 BP 算法是基于梯度下降的方法,其收敛速度慢,且常受局部极小点的困扰,因此有必要对此算法进行一定的改进。

2.2.1 加快迭代收敛

为加快权值的修正,在迭代公式中,增加修正项,即:

$$W_{ij}(k+1) = W_{ij}(k) + \eta \delta_i x_j + \alpha (W_{ij}(k) - W_{ij}(k-1)) \quad (3)$$

式中, $W_{ij}(k)$ 表示第 k 次迭代时神经元 i 和 j 之间的权值; η 表示学习因子; δ_i 表示神经元 i 的输出误差值; α 称为松弛因子。如果误差函数值下降,则 α 取值大于 1;如果误差函数值不变或上升,则 α 取值小于 1。

2.2.2 学习因子 η 的自适应调整

学习因子 η 由样本平均误差 D 的大小来调整,计算公式为:

$$\eta^{n+1} = \eta^n \cdot D^{n+1}/D^n \quad (4)$$

其中, η 为迭代次数。当权值使 D 远离稳定点时,学习系数 η 取较大值;当接近稳定点时,取 η 较小值。

2.3 隐层单元数的确定

隐层神经元个数的确定始终是 BP 算法的一个难点问题。隐层神经元的个数太少,则 BP 网络的认知能力(即 BP 网络逼近任意函数的能力)较差,影响其收敛程度和泛化能力;隐层神经元的数量太多,将会使计算量增加,影响 BP 网络的收敛速度,以下几个公式可供参考:

$$l_h = \sqrt{n+m+a} \quad \text{其中,常数 } a \in [1, 10] \quad (5)$$

$$l_h \leq \sqrt{m(n+3)} + 1 \quad (6)$$

$$\frac{p}{n+2} < l_h \leq \left\lceil \frac{p}{n} \right\rceil + 1 \quad (7)$$

$$l_h = \log_2 n \quad (8)$$

其中, l_h 表示隐层的神经元数, n 表示输入层的神经元数, m 表示输出层的神经元数, p 表示样本总数。在实际应用中, 可采用相关分析法来判断隐层神经元是否存在冗余, 同时以上几个公式应综合考虑, 再通过上机测试, 来确定隐层的最佳个数。

3 用改进 BP 算法来评估装备效能

用 BP 网络评估装备系统效能, 需要把装备系统中对系统效能影响较大的战术技术指标作为神经网络的输入, 系统的效能作为神经网络的输出。用足够的样本训练这个网络, 通过动态的自适应调整, 训练好的网络所具有的权值和阈值, 便是效能和各特征参数之间非线性关系的内部表示。一旦神经网络训练完毕, 便可成为一种有效的工具, 去评价新的装备系统效能。

3.1 参数的选择

武器装备的战术技术指标很多, 都不同程度地影响其效能。这里运用主成分逐步回归法来选择显著影响系统效能且相互间基本独立的指标作为输入参数, 它们分别是目标容量、单发导弹杀伤概率、系统反应时间、可靠性指标 (MTBF)、综合抗干扰能力因子、杀伤区因子。其中, 杀伤区因子 K_L 由以下模型^[1]确定:

$$K_L = \left\{ \left(\frac{H_{\max}}{3} + \frac{0.5}{H_{\min}} \right) \cdot \left(\frac{R_{\max}}{4} + \frac{5}{R_{\min}} \right) \right\}^{0.5} \cdot \left(\frac{\varepsilon_{\max}}{45} \right) \cdot \left(\frac{Q_{\max}}{45} \right) \quad (9)$$

式中, H_{\max} 表示杀伤区高界 (km); H_{\min} 表示杀伤区低界 (km); R_{\max} 表示杀伤区远界 (km); R_{\min} 表示杀伤区近界 (km); ε_{\max} 、 Q_{\max} 分别表示最大杀伤区高低角、最大航路角 (度)。

综合抗干扰能力因子 E_K 由以下模型^[3]确定:

$$E_K = K \cdot \left(\frac{P_{av} \cdot A}{BS \cdot T \cdot RCS \cdot \Delta v} \right)^{0.06} \cdot \left(\sum_{i=1}^{10} w_i \cdot u_i \right)^{0.464} \cdot \left(\sum_{j=1}^{12} w_j \cdot u_j \right)^{0.303} \cdot \left(\sum_{k=1}^8 w_k \cdot u_k / n \right)^{0.173} \quad (10)$$

模型中的参数很多, 意义比较复杂, 使用时参考文献[3]。

3.2 数值的归一化和同趋势化处理

由于指标体系中各参数的衡量单位不同, 级差有大有小, 趋向也不一致, 因此有必要对其进行归一化处理。处理方法^[4]如下:

当指标要求越大越好时, 其变化趋势如图 2 所示, 可由下式计算:

$$f = \frac{\arctan(x/c)}{\pi/2} \quad (11)$$

当指标要求越小越好时, 其变化趋势如图 3 所示, 可由下式计算:

$$f = 1 - \frac{\arctan(x/c)}{\pi/2} \quad (12)$$

当指标要求落在某一区间时, 其变化趋势如图 4 所示, 可由下式计算:

$$f = \begin{cases} \frac{\arctan((x - c_1)/(c_2 - c_1)) \cdot \sqrt{2 \cdot c_1 - c_2}}{\arctan(\sqrt{c_2 \cdot (2 \cdot c_1 - c_2)/(c_2 - c_1)})} + 1 & \text{当 } x \leq c_2 \text{ 时} \\ 1 & \text{当 } c_2 \leq x \leq c_3 \text{ 时} \\ 1 - \frac{\arctan((x - c_3)/(c_4 - c_3))}{\pi/2} & \text{当 } x > c_3 \text{ 时} \end{cases} \quad (13)$$

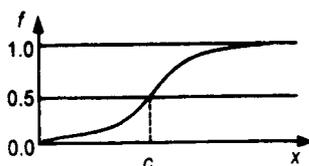


图 2 越大越好型

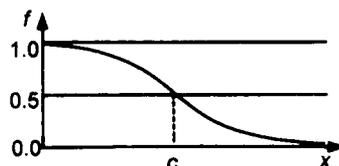


图 3 越小越好型

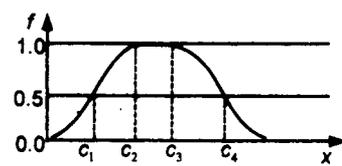


图 4 区间型

式中, x 表示参数的实际值; f 表示参数归一化后的值; c, c_1, c_2, c_3, c_4 为转换参数, 可根据具体的情况取不同的值。上述所列指标均要进行归一化和同趋势化处理, 以免某一指标的量化值过大或过小, 影响对效能评估的合理性和精确度。

3.3 实例

以当前比较典型的外军地空导弹武器系统作为样本, 利用改进的 BP 算法对网络进行训练。网络采用典型的三层 BP 网络, 输入层、隐层、输出层的神经元数分别取 6、4、1, 作用函数取

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \tag{14}$$

其中, 隐层和输出层的初始权值和阈值均取为 0 ~ 1 之间的随机数, 误差水平取为 0.000 1, 松弛因子 α 当误差函数值下降时取 1.7, 当误差函数值上升时取 0.075, 学习因子初始值取为 0.02, 其值根据误差函数值的变化而动态改变。经过 500 0 次左右的迭代训练, 误差符合要求, 训练终止。运用训练好的网络结构、权值和阈值对其它地空导弹武器系统进行效能评估, 结果如表 1 所示。通过表 1 中的数据可以看出, 网络对装备效能与特征参数之间的关系逼近程度很高, 效能评估结果基本符合专家对这几种装备效能的定性认识, 说明该方法具有一定的实用价值。

4 结束语

效能评估结果是个相对值, 可用来比较同类系统的效能高低。因此, 被评估的系统必须具有一定的可比性。严格来说, 评估地空导弹武器系统的效能应该把地空导弹武器系统按高空远程、低空近程、中高空中远程分成三类来考虑, 结果会更准确些。

表 1 典型装备效能评估结果

装备名称	目标容量/个	单发杀伤概率	反应时间/s	可靠性	杀伤区因子	综合抗干扰因子	网络评估值
SA-2	1	0.75	50	8	12.2	2.14	13.2
PAC-1	3	0.75	20	62	30.3	11.59	58.1
C-300	6	0.76	20	60	46.4	12.61	63.2
C-300-1	6	0.82	15	68	63.3	14.22	98.8

采用神经网络的方法对装备效能进行评估是人工神经网络理论在效能评估方面的一次尝试, 结果表明该方法有效可行。而且其泛化能力使它可以无需作较大修改, 便可以应用于其它武器系统的效能评估, 省去了建立解析模型的大量工作, 为准确、快捷地估算装备效能提供了一种新思路。

参考文献:

[1] 刘 铭. 战术导弹系统效能研究[J]. 弹箭与制导学报, 1999, 19(3): 47-52.
 [2] 陈文伟. 智能决策技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 1998.
 [3] 陈永革, 刘 铭, 干民主. 地空导弹制导雷达综合抗干扰能力评估[J]. 空军工程大学学报, 2000, 1(4): 21-23.
 [4] 万自明, 廖良才, 陈英武. 武器系统效能评估模式研究[J]. 系统工程与电子技术, 2000, 22(3): 21-23.

Effectiveness Evaluation for Weapon Based on Improved BP Algorithm

LIU Ming, NING Wei-hua, CHEN Yong-Ge, LIU Shi-kao, ZHANG Xue-Li
(The Missile Institute of the Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, China)

Abstract: A new evaluation way is presented based on improved BP algorithm for evaluating the effectiveness of weapons through analyzing several usual methods in this paper. The method is testified by evaluating the effectiveness of several foreign typical weapon systems. The results show that this method is effective and feasible.

Key words: effectiveness; effectiveness evaluation; BP algorithm