

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2012.03.005

## 基于神经网络的地面目标威胁度分析

李京<sup>1</sup>, 杨根源<sup>2</sup>

(1. 海军航空工程学院 5 系, 山东 烟台 264001; 2. 海军信息化专家委员会, 北京 100073)

**摘要:** 空中火力打击对目标威胁度的判定是制定计划的关键步骤。为了提高评估目标威胁度的准确性, 在建立威胁度评估指标体系的基础上, 利用神经网络模型对生成的训练样本进行训练和测试, 建立威胁度评估模型。结果表明: 该模型能提高威胁估计算法的准确性和适应性, 克服评估中的人为因素影响, 对作战计划的制定有一定的借鉴意义。

**关键词:** 神经网络; 目标威胁度; 目标选择; BP 算法

**中图分类号:** TJ03 **文献标志码:** A

## Analysis of Ground Targets Threatening Level Based on Neural Network

Li Jing<sup>1</sup>, Yang Genyuan<sup>2</sup>

(1. No. 5 Department, Naval Aeronautical & Astronautical University, Yantai 264001, China;

2. Naval Information Expert & Consult Committee, Beijing 100073, China)

**Abstract:** Target threatening level decision is a crucial method in planning air strike. For improving its accuracy, based on index system of threatening level, BP Neural Network has been used, and after trained and tested by training samples, the BP NN model is been built. The result shows that this model overcomes human factors, and improves the accuracy and adaptability of threatening evaluation, which can help staff officers make operation plans.

**Key words:** neural network; target threatening level; target selection; BP algorithm

### 0 前言

联合火力打击中, 导弹和飞机是打击力量的中坚。现代战争中, 随着防空武器系统和雷达探测网性能的提高, 执行火力打击任务的飞机和导弹所面临的困难越来越大。随着打击目标价值的增大, 对其保护的防空力量威胁也随之增大, 为了保证联合火力打击任务的顺利完成, 必须提高打击力量的突防能力。而对打击目标的威胁度分析, 可以帮助决策者更好地进行目标选择, 合理地制定作战计划, 提高成功率。

传统的威胁估计算法, 因素权值的确定多采用专家评比的方式, 而专家在评定时主要基于其专业知识、经验, 因此, 评定结果带有一定的主观性和不确定性; 同时, 采用加权向量进行综合的算法, 不能很好地解决各因素在不同状态下的组态问题, 使得在某些情况下评估结果与实际不符, 不能很好地映射因素间的复杂关系; 而且, 模型本身不具备自学习能力, 使其不能通过学习来进行自我修正, 其适应性须得到提高<sup>[1]</sup>。因此, 笔者提出了基于神经网络模型的算法, 利用神经网络良好的自适应能力、自学习能力和高度线性和非线性映射能力, 通过样本数据训练, 提高威胁等级评估的准确性和

适应性。

### 1 目标威胁度评估指标体系

对多个地面目标威胁程度的评估, 主要考虑地面防空兵器射击效率的高低。一般说来, 射击效率高, 突防效率就低; 射击效率低, 突防效率就高。因此, 影响射击效率的因素实际上也是影响突防效率的因素。

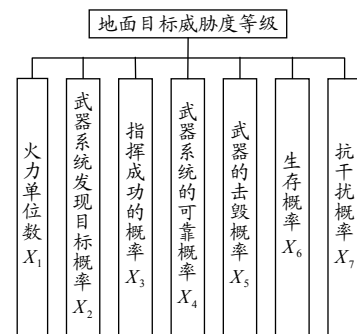


图 1 地面目标威胁度指标体系

防空兵器的射击效率是由敌我双方多方面因素决定的, 为便于进行定量分析, 可以将这些因素归纳为参与射击的火力单位数、武器系统发现目标的概率、指挥成功的概率、武器系统的可靠概率和武器的击毁概率。如果我方采取了压制、空中掩护、

收稿日期: 2011-09-30; 修回日期: 2011-11-07

作者简介: 李京(1979—), 男, 陕西人, 博士生, 海军上尉, 从事海军兵种信息作战研究。

干扰和机动飞行等突防措施，还取决于敌生存概率和反干扰概率，指标体系如图 1 所示。

1) 火力单位数。防空兵器的火力单位是指防空兵器能够独立地完成搜索、跟踪、瞄准和射击的综合系统。通常可以把地空导弹的营、连或车、高射炮的连或车看作为一个火力单位。

2) 武器系统发现目标的概率<sup>[2]</sup>。可以通过式 (1) 计算  $P_{发}$ ：

$$P_{发} = 1 - (1 - P_{雷达})^m (1 - P_{指挥仪})^n (1 - P_{目视})^l \quad (1)$$

其中： $P_{雷达}$ 、 $P_{指挥仪}$ 、 $P_{目视}$  为火力系统所配备的雷达、指挥仪、人员发现目标的概率； $m$ 、 $n$ 、 $l$  为雷达、指挥仪和用于观察目标的人员数量。

3) 指挥成功的概率。防空作战指挥控制系统对防空兵器引导成功的概率。

4) 武器系统的可靠概率<sup>[3]</sup>。系统的可靠性是指在给定条件下和规定的时间内，系统的设备、部件或系统完成特定功能的概率。

5) 武器的击毁概率。计算防空兵器一个火力单位(指一个瞄准设备所控制的武器)向飞行器射击一次，将其击毁的可能性大小。

6) 生存概率。主要指武器系统的易损性，即在被火力击中的前提下，系统最大可能的耐毁伤性。

7) 抗干扰概率。系统在电子干扰的情况下，能够保持其正常功能的概率。

## 2 BP 神经网络算法简介

BP 算法的样本训练过程包括正向传播和反向传播。正向传播是输入信号从输入层经隐层传向输出层，若输出层得到了期望的输出，则学习算法的训练过程结束，否则根据输出与期望的误差，采用梯度下降法调整各层间的权值，即进行反向传播<sup>[4-5]</sup>。

### 2.1 正向传播

正向传播是计算网络输出的过程。如图 2，隐层神经元的输入为输入层神经元的加权之和，即  $x_j = \sum_i w_{ij} x_i$ ，隐层神经元的输出采用 Sigmoid 函数

(如图 3) 激发  $x_j$ ，得  $x'_j = f(x_j) = \frac{1}{1 + e^{-x_j}}$ ，那么输出

层神经元的输出为  $x_k = \sum_j w_{jk} x'_j$ ，网络第  $k$  个输出与

相应理想输出  $x_k^0$  的误差为  $e_k = x_k^0 - x_k$ ，则第  $P$  个样本的误差性能指标函数为  $E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e_k^2$ ，式中  $N$  为输

出层的层数。

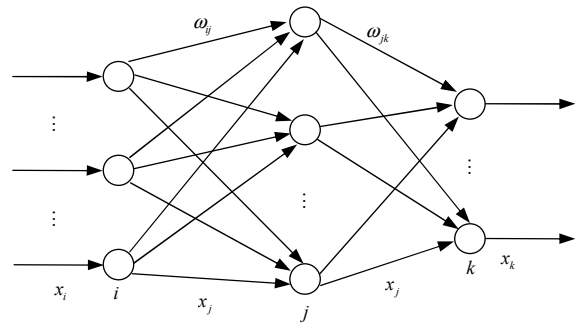


图 2 BP 神经网络结构<sup>[5]</sup>

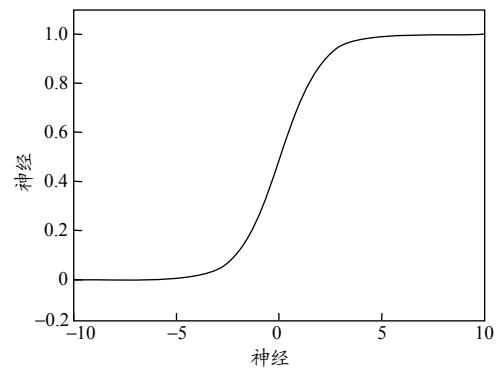


图 3 Sigmoid 函数

### 2.2 反向传播

反向传播是根据误差调整各层权值的过程。隐层与输入层的连接权值  $w_{ij}$  的学习算法为式 (2)：

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}} = \eta \sum_{k=1}^N e_k \frac{\partial x_k}{\partial w_{ij}} = \eta \sum_{k=1}^N e_k \cdot w_{jk} \cdot x'_j (1 - x'_j) \cdot x_i \quad (2)$$

其中  $\eta$  为学习速率， $\eta \in [0, 1]$ 。

输出层及隐层的连接权值  $w_{jk}$  的学习算法为式 (3)：

$$\Delta w_{jk} = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial w_{jk}} = \eta e_k \frac{\partial x_k}{\partial w_{jk}} = \eta e_k x'_j \quad (3)$$

$t+1$  时刻网络的权值为：  
 $w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}$ ， $w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) + \Delta w_{jk}$ 。考虑到改进 BP 算法的收敛速度，需要加入动量因子  $\alpha$ ，此时的权值为式 (4)：

$$\begin{aligned} w_{ij}(t+1) &= w_{ij}(t) + \Delta w_{ij} + \alpha(w_{ij}(t) - w_{ij}(t-1)) \\ w_{jk}(t+1) &= w_{jk}(t) + \Delta w_{jk} + \alpha(w_{jk}(t) - w_{jk}(t-1)) \end{aligned} \quad (4)$$

其中  $\alpha$  为动量因子， $\alpha \in [0, 1]$ 。

### 3 训练样本的采集和处理

#### 3.1 样本的采集

只有可靠的样本才能训练出可靠的用于评估目标威胁度的神经网络, 为了得到一个能客观体现目标威胁度的 BP 神经网络, 对训练网络的样本采集要求很高。由图 1 得到的目标威胁度等级指标中, 所有指标均为效益型, 可按照式 (5) 进行归一化:

$$v = \frac{u - \min}{\max - \min} \quad (5)$$

式中:  $u$  为原始训练样本值;  $v$  为归一化的训练样本

值;  $\max(\min)$  为对同一指标武器系统可能出现的最大值(最小值)。

根据统计数字和专家经验可以初步确定, 可认为: 若 7 个指标的  $v$  值都在 0.9 以上, 则目标的威胁度为“大”; 若为 0.8~0.9, 则目标的威胁度为“较大”; 若为 0.6~0.8, 则目标威胁度为“中”; 若为 0.5~0.6, 则目标的威胁度为“一般”; 若在 0.5 以下, 则目标的威胁度为“低”。在这一原则指导下, 利用 Netica 软件<sup>[6]</sup>随机产生出 100 个具体的样本, 如表 1 所示。

表 1 训练样本

样本	7 指标对应的 7 神经网络											
1	0.962 358	0.759 588	0.268 946	0.819 998	0.888 000	0.768 415	0.835 555	0	1	0	0	0
2	0.110 336	0.281 628	0.057 064	0.605 009	0.065 340	0.270 480	0.282 941	0	0	0	0	1
3	0.803 210	0.872 135	0.848 894	0.849 359	0.840 178	0.828 479	0.952 412	0	1	0	0	0
4	0.539 610	0.560 479	0.585 168	0.287 770	0.195 072	0.730 462	0.401 529	0	0	0	1	0
5	0.798 455	0.512 906	0.583 104	0.531 496	0.796 596	0.574 377	0.578 476	0	0	0	1	0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
96	0.993 826	0.933 572	0.882 324	0.841 262	0.963 447	0.907 091	0.988 402	1	0	0	0	0
97	0.701 029	0.843 568	0.770 796	0.926 333	0.729 420	0.635 353	0.604 873	0	0	1	0	0
98	0.071 801	0.555 109	0.577 252	0.500 549	0.585 289	0.296 191	0.757 568	0	0	0	0	1
99	0.729 778	0.527 617	0.685 141	0.731 122	0.630 728	0.724 274	0.617 153	0	0	1	0	0
100	0.942 456	0.893 999	0.804 556	0.840 859	0.818 183	0.828 981	0.850 394	0	1	0	0	0

#### 3.2 样本的处理

考虑到获得样本数量的有限性, 一般把采集到的样本分成 2 份。一份进行训练, 剩余部分则用作测试。但有些情况下用作训练的样本缺乏代表性。比如, 某些特殊类的样本可能不在训练样本中, 这样训练出来的分类器很难准确的运行。因此, 笔者利用 10 折交叉确认法<sup>[7]</sup>(10-fold cross-validation) 将 100 个样本数据平均分成 10 个部分, 每一份用作测试, 剩余的进行样本训练。这个过程一共重复 10 次, 最终每一部分样本都有机会进行测试。

### 4 威胁度评估模型的建立

#### 4.1 模型结构的确定

依据上文分析的影响地面目标威胁度的因素, 建立 3 层结构的神经网络。其中, 第 1 层为输入层, 共取 7 个节点, 输入向量为归一化的目标火力单位

数、目标武器系统的发现概率、目标指挥防空作战成功的概率、武器系统的可靠概率、武器系统的击毁概率、目标生存概率和抗干扰概率, 输出特性函数取 S 型函数。

第 2 层为隐层, 隐层的节点个数首先参考式 (6)~式 (9):

$$l = \sqrt{n + m} + \alpha, \alpha \in [1, 10] \quad (6)$$

$$p < \sum_{i=1}^n C \binom{l}{n} \quad (7)$$

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

$$l = 2^{n-1} / 3 \quad (9)$$

式中:  $l$  为隐层神经元个数;  $n$  为输入层神经元数;  $m$  为输出层神经元数;  $p$  为样本总数。

在计算出隐层神经元个数后, 进行仿真分析。

如果结果不理想，再进行调整。最终确定隐层神经元个数为 9，输出特性函数取 S 型函数。

第 3 层为输出层，取 5 个节点，对应 5 个评估等级，取 S 型函数。

### 4.2 样本的训练

根据建立的神经网络在 weka 软件<sup>[8]</sup>平台上进行仿真。学习速度(learning rate)取 0.5，动量因子(momentum)取 0.02，训练时间(training time)为 500。得到的试验结果为：正确分类率为 80%，详细结果为混淆矩阵(confusion matrix)：

$$\begin{array}{l}
 \left[ \begin{array}{l}
 \text{a b c d e} \leftarrow \text{classified as} \\
 23 \ 0 \ 1 \ 1 \ 2 \mid \text{a} = \text{fairlyhigh} \\
 0 \ 19 \ 2 \ 0 \ 0 \mid \text{b} = \text{low} \\
 0 \ 2 \ 15 \ 3 \ 0 \mid \text{c} = \text{normal} \\
 4 \ 0 \ 3 \ 12 \ 0 \mid \text{d} = \text{middle} \\
 2 \ 0 \ 0 \ 0 \ 11 \mid \text{e} = \text{high}
 \end{array} \right. \quad (10)
 \end{array}$$

在这个矩阵中，行和列都由类来确定，对角线元素表示正确的分类个数。比如第 1 行第 1 列的 23，代表测试样本的类为 a=fairlyhigh，而模型的分类也为 a 的个数；又比如第 4 行第 1 列数字 4，意味着测试样本的类为 d=middle，而模型错误的分类为 a 的个数。所以，可以看出该网络模型的性能在样本为 high、low 时的正确率最高；在 fairlyhigh 时次之；

\*\*\*\*\*

(上接第 12 页)

## 5 结束语

笔者采用 CADET 法建立了弹目相对运动方程，得出了系统状态方程和系统误差传播方程。实验结果表明：协方差分析描述函数技术对非线性时变系统具有较好的解析能力，只需经过一次解析计算便可以得到导弹制导精度的统计特性，比 Monte-Carlo 方法更加省时。

在样本为 normal 和 middle 时错误率较高。

## 5 结论

根据建立的地面目标威胁度评估体系，笔者确立了与之对应的用于威胁度评估的 BP 神经网络，利用专家经验和 Netica 软件取得该神经网络的训练样本，对其进行学习训练，训练结果比较满意。训练好的 BP 神经网络克服了评估中人为因素的影响，可脱离专家经验“离线”运行、完全可适用于目标打击决策系统。

### 参考文献：

[1] , 等. 一应用神经网络 的威胁估计算法[J]. 空 : , 2002, 6(3): 25-28.

[2] , 建. 地面空系能力模型[J]. , 2007, 26(4): 10-11.

[3] , 等. 系的性评估法 [J]. 基础, 2007(1): 26-28.

[4] Tom M Mitchell. Machine learning[M]. NY: McGraw-Hill Science/Engineering/Math, 1997: 81-126.

[5] , 等. BP神经网络在 能评估中的样本训练[J]. 火力指 制, 2007, 32(4): 120-122.

[6] Norsys Corp. netica[CP]. www.norsys.com.

[7] Ian H Witten, Eibe Frank. Data Mining[M]. San Francisco: Morgan Kaufman Publishers, 2005: 149-151.

[8] The University of Waikato. weka[CP]. Hamilton, New Zealand: The University of Waikato, 1999-2010.

### 参考文献：

[1] . 系能和法[M]. 京: 京, 2001.

[2] , , . CADET在制制系中的应用 [J]. 计算, 2007, 27(4): 24-27.

[3] 李, , . 制度的法 [J]. 战, 2004, 20(1): 49-54.

[4] . 战制系计 [M]. 上 : 上 O, 1978.

[5] , , . 行力 [M]. 京: 京, 2006: 102-104.