

基于BP神经网络的TBM拦截效果评估

胡晓伟, 胡国平, 田野, 王宇晨

(空军工程大学防空反导学院,陕西西安,710051)

摘要 为了综合考虑TBM拦截作战中各种因素对拦截效果评估的影响,基于红外成像、ISAR成像和机动目标跟踪3种方法分析了TBM拦截效果评估体系的构成,利用神经网络在处理非线性复杂问题上的优势,提出了基于BP神经网络的TBM拦截效果评估模型,并详细阐述了模型的构建过程。由于标准BP算法存在易形成局部极小点和收敛速度慢等问题,采用加入动量项和实时调整系数法对算法进行了改进。仿真分析证明:改进的BP算法具有较快的收敛速度和较高的收敛精度,同时验证了该神经网络模型在TBM拦截效果评估中的有效性。

关键词 弹道导弹防御;TBM拦截效果;评估模型;BP算法

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2012.05.009

中图分类号 TP183 **文献标识码** A **文章编号** 1009-3516(2012)05-0040-05

弹道导弹防御是一项要求高精确性和高实时性的作战任务,除了早期预警、及时捕获、实施拦截等环节外,另一个十分重要的环节就是拦截效果的评估。拦截效果信息可以通过各种战场传感器从不同侧面获取^[1],而传感器对信息的获取能力又受到各种战场因素的影响,因此对TBM拦截效果的评估是一个影响因素众多、非线性复杂问题。

贝叶斯网络^[2-4]和模糊综合评判^[5]等方法都可以应用到拦截效果的评估,然而它们都需要专家直接提供系统各部分的权重或先验概率,使评估结果易受主观因素的影响。BP神经网络作为目前解决非线性复杂问题的常用方法之一,具备解决此类问题的能力^[6-10]。本文将其应用到TBM拦截效果评估中,建立了网络模型,并仿真验证了其有效性。

1 BP神经网络模型及原理

BP神经网络是一种3层或3层以上的前馈型神经网络,一般包括:输入层输入向量 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$;隐含层输出向量 $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$;输出层输出向量 $\mathbf{o} = (o_1, o_2, \dots, o_n)^T$;期望输出向量 $\mathbf{d} = (d_1, d_1, \dots, d_n)^T$;输入层到隐含层之间的权值矩阵 $\mathbf{v} = (v_1, v_2, \dots, v_n)^T$;隐含层到输出层之间的权值矩阵 $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ 。

BP神经网络的学习过程主要由信息的正向传播与误差的反向传播2个过程组成。

第1阶段:正向传播时,输入样本从输入层传入,经各隐含层逐层处理后,传向输出层,得到网络的输出结果。从输入层到隐含层:

$$y_j = f\left(\sum_i v_{ij}x_i\right) \quad (1)$$

从隐含层到输出层:

$$o_k = f\left(\sum_j w_{jk}y_j\right) \quad (2)$$

收稿日期:2012-05-07

基金项目:陕西省自然科学基金基础研究计划资助项目(2012JM8020)

作者简介:胡晓伟(1987-),男,河北邢台人,硕士生,主要从事TBM拦截效果评估研究。

E-mail:601237134@qq.com

传递函数 f 一般采用 Sigmoid 函数,或其他有界可导的有效函数。

第 2 阶段:若输出层的实际输出 o 与期望输出 d 不符,则转入误差的反向传播阶段,通过误差调节权值。常采用的方法是梯度下降法,其目的就是使实际输出和期望输出的均方误差 e 沿下降速度最快的方向(负梯度方向)减小,所以采用负梯度方向调整权值。权值调整公式(η 为训练步长,传递函数为 Sigmoid)为:

$$v_{ij} = v_{ij} + \eta \Delta v_{ij} \quad (3) \quad w_{jk} = w_{jk} + \eta \Delta w_{jk} \quad (4)$$

$$\begin{cases} \Delta v_{ij} = \eta \sum_k [(d_k - o_k) o_k (1 - o_k) w_{jk}] y_j (1 - y_j) x_i \\ \Delta w_{jk} = \eta (d_k - o_k) o_k (1 - o_k) y_j \end{cases} \quad (5)$$

在新的权值下,再次输入样本进入正向传播阶段,若误差没有达到容许范围,那么进入误差反向传播阶段,继续调整权值。这样第 1 阶段和第 2 阶段一直构成有机的循环,直到网络学完所有样本所含的信息。

2 TBM 拦截效果评估体系分析

考虑目前可用于 TBM 拦截效果评估的传感器,以及影响各传感器获取拦截信息的因素,建立 TBM 拦截效果评估体系。体系第 1 层为拦截效果评估结果。第 2 层为红外成像、ISAR 成像和机动目标跟踪 3 种技术手段。3 种技术手段各自的影响因素如下:①红外成像仪设计性能、目标红外特性、设备战时故障情况;② ISAR 设计性能、目标特性、设备战时故障情况;③雷达性能、目标机动能力、设备战时故障情况、人员操作能力。以上 10 个因素共同构成评估体系的第 3 层。

3 TBM 拦截效果评估的 BP 神经网络建模

3.1 输入层、隐含层、输出层的设计

经过前两小结分析,将评估体系中第 3 层 10 个元素作为神经网络的输入 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_{10})^T$,第 1 层 1 个元素作为网络的输出 o 。本文采用 3 层神经网络,即隐含层为 1 个。隐含层单元数根据经验公式 $m = 2n + 1$ 确定为 21。

3.2 初始权值和传递函数的确定

为使学习能够收敛、达到局部最小且获得较短的训练时间,权值的初始值应选为均匀分布的小数经验值,经验分布范围约为 $(-2.4/F, 2.4/F)$,其中 F 为输入层节点数。因此,初始值确定为 $(-0.24, 0.24)$ 间的随机数。传递函数选取 Sigmoid 型函数 $f(\mathbf{x}) = 1/(1 + e^{-x})$ 。

3.3 训练样本和期望输出的选取

在该网络模型中,根据输出数值,将拦截效果划分为 10 个等级,见表 1。

表 1 拦截效果等级划分

Tab.1 Intercepting effect levels division

评估值	[0.0 0.1)	[0.1 0.2)	[0.2 0.3)	[0.3 0.4)	[0.4 0.5)	[0.5 0.6)	[0.6 0.7)	[0.7 0.8)	[0.8 0.9)	[0.9 1]
等级	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

训练样本从实战或经验数据获取,选取原则应遵循:①样本具有代表性;②样本类别均衡;③不同类的样本交叉输入。

3.4 输入数据预处理

输入样本的初始数据并不全是所要求的归一化形式,因此在进行处理前需先把各种数据进行归一化处理。对于效益型数据,处理形式为:

$$x' = (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) \quad (6)$$

对于成本型数据,处理形式为

$$x' = (x_{\max} - x) / (x_{\max} - x_{\min}) \quad (7)$$

式中: x 为初始数据; x' 为归一化数据; x_{\max} 、 x_{\min} 分别为初始数据中的最大值和最小值。

3.5 BP 算法的设计

式(3) - (5)给出了标准 BP 算法,但它存在易形成局部极小点、训练次数过多和收敛速度慢等问题,本

文将采用加入动量项和根据误差实时调整系数的方法对算法进行改进。

1) 增加动量项。对每个加权调节量加上一项正比于前次权值变化量的值。此时式(5)变为:

$$\begin{cases} \Delta v_{ij} = \eta \sum_k [(d_k - o_k) o_k (1 - o_k) w_{jk}] y_j (1 - y_j) x_i + \lambda \Delta v_{ij} \\ \Delta w_j = \eta (d - o) o (1 - o) y_j + \lambda \Delta w_j \end{cases} \quad (8)$$

式中: Δv_{ij} 、 Δw_j 为前次权值调整量; λ 为动量系数。

2) 动态调整训练步长和动量系数。固定的调整系数无法保证在整个训练过程中始终保持良好的效果, 因此, 需要对训练步长和动量系数进行实时调整。基本思想是: 在训练初期, 以较大的调整系数获取较快的收敛速度; 在训练中后期, 当误差接近要求的训练误差时, 逐步较小调整系数以获得较稳定的收敛效果。

图 1 为最终建立的基于 BP 神经网络的 TBM 拦截效果评估模型。

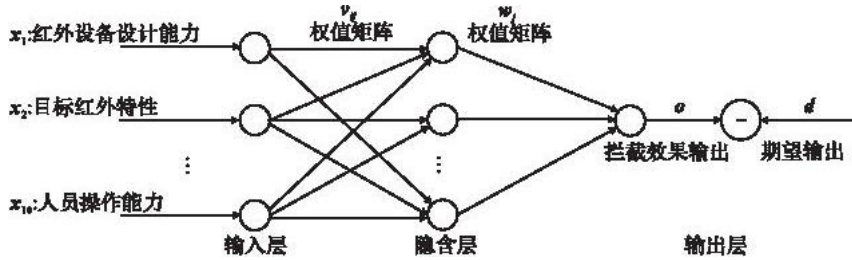


图 1 基于 BP 神经网络的 TBM 拦截效果评估模型

Fig. 1 TBM intercepting effect assessment model based on BP neural network

4 仿真与分析

4.1 构造训练样本

根据经验获取一组学习数据, 对初始值进行预处理以满足归一化要求, 其中 x_2 、 x_5 、 x_8 作为成本型数据, x_1 、 x_3 、 x_4 、 x_6 、 x_7 、 x_9 、 x_{10} 作为效益型数据。每个样本给出其归一化输出, 并划归相应等级。为满足网络的泛化性能, 训练样本应达到一定的数量, 且满足均匀覆盖所有评估等级。仿真中每一等级选取 5 组, 共 50 组训练样本。表 2 列出了部分训练样本数据。

4.2 确定初始权值矩阵

根据初始权值确定原则, 设定初始权值矩阵为:

$$v = \begin{bmatrix} 0.0658 & -0.1027 & \dots \\ -0.0683 & -0.1555 & \dots \\ \dots & \dots & \dots \end{bmatrix}_{10 \times 21}$$

$w = [0.1254, -0.1143, 0.1872, 0.1090, -0.1516, 0.1969, -0.1030, -0.1797, -0.1335, -0.1527, -0.0977, -0.2335, -0.1118, 0.0556, -0.0285, 0.1650, 0.1018, 0.0005, -0.1373, -0.0329, -0.1582]^T$ 。

4.3 训练 BP 神经网络

本例中将要求的训练误差定为 0.001。利用改进的 BP 算法进行网络训练。训练步长和动量系数初始值分别设为 $\eta_0 = 10$, $\lambda_0 = 0.5$ 。其具体动态调整过程如下 ($e(m)$ 为第 m 次训练后的误差):

$$\begin{aligned} & \text{if } e < 0.01 \\ & \quad \eta = 5, \lambda = 0.3; \\ & \text{elseif } e(m) < 0.001 \\ & \quad \eta = 1, \lambda = 0.1; \\ & \text{end} \end{aligned}$$

实验过程中, 最大训练次数设为 1 000 次, 用改进的 BP 算法进行样本训练。经仿真, 当训练次数达到 175 次时, 误差即满足要求。图 2 为仿真的训练误差曲线。

从图中可以看出,在训练前期误差收敛速度很快,在达到要求误差点的前后,曲线较为平稳,所以总体具有良好的训练效果。实际处理过程中,在要求误差点处即停止训练,此时网络满足实验误差要求,可进行输入数据的效果评估。

4.4 检验评估网络性能

为检验以上训练所得评估网络的实际性能,选取 10 组分别隶属于 10 个不同评估等级的检验样本,输入网络进行信息的正向传播。部分检验样本见表 3。

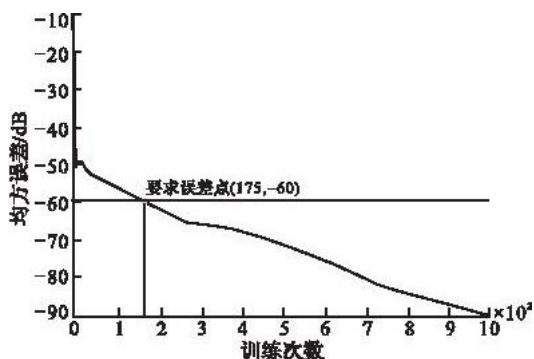


图 2 训练误差曲线

Fig. 2 Training error curve

表 2 部分训练样本

Tab.2 Partial training samples

序号	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	期望输出	评估等级
2	0.03	0.96	0.11	0.00	0.95	0.06	0.06	0.81	0.00	0.05	0.07	1
4	0.48	0.69	0.53	0.40	0.64	0.35	0.58	0.68	0.43	0.63	0.44	5
7	0.31	0.58	0.43	0.42	0.52	0.42	0.47	0.77	0.35	0.33	0.35	4
9	0.10	0.81	0.06	0.34	0.89	0.13	0.23	0.87	0.11	0.04	0.12	2
11	0.46	0.38	0.61	0.73	0.38	0.50	0.60	0.54	0.56	0.56	0.56	6
18	0.93	0.05	0.96	0.77	0.11	0.89	0.77	0.20	0.98	0.86	0.87	9
24	0.27	0.54	0.32	0.57	0.65	0.48	0.45	0.66	0.21	0.42	0.43	5
26	0.01	0.74	0.09	0.19	0.73	0.17	0.21	0.94	0.22	0.26	0.13	2
30	0.85	0.37	0.86	0.96	0.24	0.65	0.75	0.25	0.69	0.86	0.78	8
32	0.01	1.00	0.06	0.08	1.00	0.17	0.17	0.95	0.08	0.07	0.05	1
33	0.64	0.39	0.75	0.45	0.32	0.73	0.71	0.30	0.64	0.71	0.64	7
35	1.00	0.03	0.90	0.90	0.00	0.87	1.00	0.00	0.88	0.93	0.96	10
37	0.21	0.81	0.25	0.39	0.64	0.21	0.20	0.95	0.21	0.15	0.25	3
39	0.72	0.22	0.96	0.79	0.26	0.70	0.83	0.12	0.84	0.74	0.82	9
40	0.74	0.51	0.46	0.53	0.57	0.59	0.46	0.49	0.51	0.51	0.56	6
42	0.49	0.68	0.41	0.35	0.75	0.30	0.32	0.90	0.27	0.41	0.33	4
45	0.66	0.19	0.74	0.80	0.43	0.68	0.52	0.49	0.74	0.51	0.64	7
47	0.95	0.03	0.90	1.00	0.07	0.87	1.00	0.00	1.00	1.00	0.93	10
48	0.29	0.87	0.33	0.42	0.81	0.35	0.39	0.90	0.12	0.32	0.26	3
50	0.80	0.29	0.70	0.71	0.41	0.72	0.75	0.23	0.88	0.70	0.74	8

表 3 部分检验样本

Tab.3 Partial testing samples

序号	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	期望输出	真实评估等级
3	0.92	0.00	0.72	1.03	0.25	0.73	0.81	0.14	0.98	0.71	0.86	9
5	0.57	0.54	0.39	0.41	0.58	0.39	0.42	0.62	0.58	0.47	0.42	5
9	0.25	0.89	0.24	0.24	0.90	0.08	0.27	0.71	0.03	0.20	0.17	2

表 4 给出了经神经网络处理的部分检验结果。从表中可以看出实际输出与期望输出间的差值较小,其均方误差都在 10^{-3} 量级,与训练要求误差相符。最终得到的拦截效果评估等级与真实等级相同,证明了该神经网络模型在 TBM 拦截效果评估中的有效性。

表 4 检验结果

Tab.4 The testing result

序号	实际输出	差值	均方差	评估等级
3	0.857 947	0.002 053	0.000 002	9
5	0.469 353	-0.049 353	0.001 218	5
9	0.173 778	-0.003 778	0.000 007	2

5 结束语

基于BP神经网络的TBM拦截效果评估模型,利用神经网络处理非线性复杂问题的能力,结合反导效果评估问题的具体特点,将BP神经网络有效应用到TBM拦截效果评估领域。在仿真过程中,结合实际问题特点对BP算法进行了改进,并检验了应用改进算法评估网络的有效性。

参考文献(References):

- [1] 王森,杨建军,孙鹏.反导作战指控系统对TBM毁伤效果评估[J].指挥控制与仿真,2011,33(2):14-17.
WANG Sen, YANG Jianjun, SUN Peng. Conspectus of command and control system of ATBM to damage effect evaluation of TBM[J]. Command control & simulation, 2011, 33(2): 14-17. (in Chinese)
- [2] Pernkopf F. Bayesian network classifiers versus selective formula not shown NN classifier [J]. Pattern recognition, 2005, 38: 1-10.
- [3] Wong Man Leung, Lee Shing Yan. Data mining of bayesian networks using cooperative coevolution [J]. Decision support systems, 2004, 38:451-472.
- [4] Finn V, Jensen. Bayesian networks and decision graphs[M]. New York:Springer-verlag inc, 2001.
- [5] 陈伟,廖洲宝,何海志,等.模糊逻辑推理系统在目标毁伤分析中的应用[J].电光与控制,2008,15(11):63-66.
CHEN Wei, LIAO Zhoubao, HE Haizhi, et al. Application of fuzzy logical inference system in target damage analysis[J]. Electronics optics & control, 2008, 15(11): 63-66. (in Chinese)
- [6] Abhijit Sinha, Huimin Chen, Danu D G, et al. Estimation and decision fusion: a survey[J]. Neurocomputing, 2008, 71(13): 2650-2656.
- [7] Obradovic D, Lenz H, Schupfner M. Fusion of sensor data in siemens car navigation system[J]. IEEE transaction on vehicular technology, 2007, 56(1): 43-50.
- [8] Bolic M, Djuric P M, Hong S. Resampling algorithms and architectures for distributed particle filters[J]. IEEE transactions on signal processing, 2005, 53(7): 2442-2450.
- [9] Huntsville. An introduction of new journal: information fusion[J]. Information fusion, 2000, 1(1): 1-2.
- [10] Chung Bang Y, Eun Young Bahng. Substructural identification using neural networks[J]. Computers & structures, 2000, 77(1):41-52.

(编辑:田新华)

TBM Intercepting Effect Assessment Based on BP Neural Network

HU Xiao-wei, HU Guo-ping, TIAN Ye, WANG Yu-chen

(School of Air and Missile Defense, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: TBM intercepting effect assessment is an important and complex job in the TBMD. In order to comprehensively consider the influence of various factors on the intercepting effect assessment in TBM intercepting combat, the assessment system is analyzed based on infrared imaging, ISAR imaging and maneuvering target tracking methods. In view of Neural Network's advantage in dealing with the complex problems, an assessment model with BP Neural Network is built, and the building process is discussed in detail. The standard BP algorithm with the problems that the convergence speed is slow and local minimum points are easily formed, is improved through adding momentum top and adjusting factors timely. Finally, the improved BP algorithm is simulated through living example and analyzed, the result shows that the improved algorithm is better in convergence speed and accuracy, and simultaneously verifies the validity and reliability of the model in TBM intercepting effect assessment.

Key words: TBMD; TBM intercepting effect; assessment model; BP algorithm