

基于 BP 网络的一种机型识别方法

张晓刚, 张纳温, 贺正洪

(空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800)

摘要:目标识别是防空信息处理中的一个重要环节,而对空中目标类型的识别仍没有成熟的理论。在 BP 算法的基础上,提出了一种基于神经网络的目标识别方法,并就具体的主空袭飞机类型给出了识别模型,最后用 MATLAB 提供的神经网络工具箱进行仿真。仿真结果表明,此方法合理可行,这对提高防空信息处理的准确性具有重要意义。

关键词:神经网络;目标识别;BP 模型

中图分类号:TP183;TP391 **文献标识码:**A **文章编号:**1009-3516(2001)05-0028-05

在现代战争中,随着高技术的应用,各种空袭兵器的速度越来越快,空袭密度也越来越大,使得作战系统需要处理的信息量大大增加,准确度要求越来越高,这就对目标识别的准确性及速度提出了更高要求,以便为指挥决策系统定下正确作战决心。目前关于目标属性的识别方法已有很多(主要是利用雷达目标回波特性),而对于机型识别仍处于探索阶段。正确的识别机型对于指挥自动化系统后期的信息处理起着关键作用,可更准确地进行威胁判断、诸元计算,做出合理的最优火力分配方案,以便最大限度地歼灭敌空袭目标,取得最大作战效能^[1]。由于人工神经网络是一种模拟生物神经的系统结构,由大量处理单元组成的非线性自适应动态系统,它具有自学能力、联想记忆能力、计算能力和智能控制能力,在不同程度和层次上模仿人脑的信息处理机制,它通过简单非线性单元的复合映射而获得较强的非线性处理能力。本文采用神经网络的原理和思想,基于 BP 算法提出一个具有实用价值的机型识别方法,针对具体问题利用该方法建立网络模型,利用该模型可有效地进行机型识别。

1 BP 理论

人工神经网络(ANN)是由大量类似于神经元的处理单元相互连接而成的非线性复杂网络系统,它是通过把问题表达成单元间的权来解释问题的。BP 神经网络是人工神经网络中的一类重要又常用的模型结构,可以证明,对于任何一个在闭区间内的连续函数都可以用带一个隐层的三层 BP 网络来逼近^[2]。

1.1 BP 网络结构

常用的 BP 网采用输入层、隐层、输出层三层网络结构,其常用的激活函数为(0,1)S 型函数 tansig,即

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-(x+b)}}, \text{或线性激活函数 purelin}$$

$$f(x) = W \cdot p + b \quad (1)$$

式中, W 为权值, p 为输入, b 为阈值。

误差计算为

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_i (t_{pi} - O_{pi})^2 \quad (2)$$

式中, t_{pi} 期望输出, O_{pi} 为计算输出。

1.2 重要公式结论

收稿日期:2001-06-07

作者简介:张晓刚(1976-),男,河北行唐人,硕士生,主要从事指挥自动化信息处理及辅助决策研究。

符号约定:输入节点 x_j , 隐节点 y_i , 输出节点 o_l , 输入节点与隐节点间的网络权值为 W_{ij} , 隐节点与输出节点间的网络权值为 T_{li} , 隐节点阈值为 θ_i , 输出节点阈值为 θ_l , 输出节点期望输出为 t_l , 输出节点误差为 δ_l 。

重要思想:由于网络中每个神经元的状态只影响下一层神经元的状态,通过对网络权值(W_{ij}, T_{li})与阈值(θ_i, θ_l)的修正,使误差函数(E)沿梯度方向下降。据此误差最小准则,可得 BP 模型的重要计算公式^[3]。

1.2.1 输出节点的输出 o_l 计算公式

1) 输入节点的输入: x_j

2) 隐节点输出: $y_i = f(\sum_j W_{ij}x_j - \theta_i)$ (3)

3) 输出节点的输出: $O_l = f(\sum_i T_{li}y_i - \theta_l)$ (4)

1.2.2 输出层修正公式

1) 输出点期望输出: t_l

2) 误差控制:

所有样本误差: $E = \sum_{k=1}^p e_k < \epsilon$ (5)

其中一个样本误差: $e_k = \sum_{l=1}^n |t_l^{(k)} - o_l^{(k)}|$, p 为样本数, n 为输出节点数

3) 误差公式: $\delta_l = (t_l - o_l) \cdot o_l \cdot (1 - o_l)$ (6)

4) 权值修正: $T_{li}(k+1) = T_{li}(k) + \eta \delta_l y_i$ (7)

k 为迭代次数, η 为学习系数(收敛因子)

1.2.3 隐节点修正公式

1) 误差公式: $\delta_i = y_i(1 - y_i) \sum_l \delta_l T_{li}$ (8)

2) 权值修正: $W_{ij}(k+1) = W_{ij}(k) + \eta \delta_i' x_j$ (9)

3) 阈值修正: $\theta_i(k+1) = \theta_i(k) + \eta \delta_i$ (10)

2 BP 网络理论在目标识别中的应用

在基于 BP 网络的目标识别中,关键在权值、阈值大小的确定。首要的是选取样本训练组进行训练。先从已知信息中,选择 p 个样本 x_j 进行输入训练。根据式(3)计算出隐节点的输出 y_i ,再利用式(4)计算输出节点 o_l 值。与节点期望输出 t_l 进行比较,计算输出误差,若不满足指定性能指标 ϵ ,则返回隐层,为使 δ_l 尽可能小,根据式(7)修正权值,同时据式(10)修正阈值。通过权值 T_{li} 可实现向隐节点进行误差反向传播,可有式(8)计算得出。由式(9)调整权值使 δ_i 最小,同时根据式(10)对阈值进行调整,这样反复迭代,用足够的样本对网络进行训练,直到权值调整量 ΔW_{ij} , ΔT_{li} 稳定为止。此时的权值 W_{ij} , T_{li} , 阈值 θ_i 即为训练好的网络的权值,一旦神经网络训练完毕,便可作为一种有效的工具去应用,调用这些权值、阈值,输入目标的特性参数即可进行识别^[4]。

在此模型中,为增强模型表述能力,用 BP 模型准确识别,可采用对影响较大的战术指标或性能参数,如目标巡航速度、轰炸高度、有效反射面积、作战半径以及航程、升限、最大速度、机动性能等作为输入,输出即为所要的机种判断结果^[5]。其网络拓扑结构模型如图 1 所示。

在所选取的战术指标中,有些是传感器所能直接测到的,有些则需计算,转换或综合得到。把所得到的参数尽可能输入,没有时,则以缺省输入。

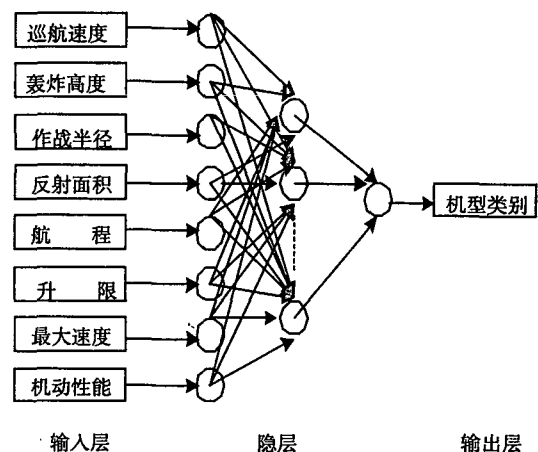


图 1 BP 网络的机种识别模型

3 基于BP网络的机型识别模型

为讨论方便,现以外军的主要空袭兵器轰炸机、歼击机和武装直升机为例进行讨论(见图1)

1)输入层:8个(对应于8个特征参量)。

2)隐层:待定,以便找出最佳隐层单元数,使网络尽快收敛。

3)输出层:1个(轰炸机—1.5,歼击机—1,武装直升机—0.5),三种输出分别代表三种机型类别。

4)输入模式转换:神经元输入允许在 $(-\infty, +\infty)$ 取值,一般实际问题中,有带有一定模糊性的概念输入,为使网络尽快收敛,趋于稳定,以更好适应神经元的输入,需要进行概念到具体数值的转换,经多次实践说明,取值在 $(-1, 1)$ 区间时一般比较合理^[2]。

在进行转换时,首先根据目标类型的技术性能参数进行界限。例如速度转换值呈梯形分布形式,因为歼击机的巡航速度一般在2.2~2.5 Ma范围,轰炸机在0.7~1.8 Ma,武装直升机在0.23~0.27 Ma。根据所得测量值,当速度落在那一个区间时,便认为属于那一类目标。其函数形式为

$$\mu_w(x) = \begin{cases} 0.5 & 0 < x < 0.5 \text{ Ma} \\ 1.0 & 0.6 \leq x \leq 2.0 \text{ Ma} \\ 2.0 & 2.0 < x \leq 2.5 \text{ Ma} \end{cases} \quad (11)$$

$\mu_w(x)$ 表示第*i*个输入为速度时,测量值*x*的转换函数形式。同样的,轰炸高度、作战半径、航程、升限、最大速度有类似转换形式。而对于机动性能、有效反射面积则需进行模糊转换。例如对于有效反射面积,当所得值在10~100 m²,便认为RCS为大,赋予其转换值为2;当所得值在1~10 m²,便认为RCS为中,赋予其转换值为1.5;当所得值小于1 m²,便认为RCS为小,赋予其转换值为0.5。机动性能的形式类似。表1数据是以上三种机型的一些重要性能参数和根据实际情况进行的转换。

表1 输入值的转换(H—轰炸机,J—歼击机,Z—武装直升机)

指标	巡航速度/Ma			轰炸高度/m			有效反射面积			作战半径/km		
	H	J	Z	H	J	Z	H	J	Z	H	J	Z
参数	0.7~1.8	2.2~2.5	0.23~0.27	8000~12000	300~800	50~200	大	中	小	4200~4800	600~1800	160~250
转换	1	2	0.5	2	1	0.5	2	1.5	1	1.5	1	0.5
指标	最大速度/Ma			航程/km			机动性能			升限/m		
	H	J	Z	H	J	Z	H	J	Z	H	J	Z
参数	5000~8000		500~750	13000~18000		3700~6400	2:5		0.2~0.27	差	较强	中
转换	1.5		0.5	2		1	1		0.5	0.5	1.5	1

4 仿真结果

4.1 BP网的结构

在仿真过程中,我们所采用的BP网为三层结构,一至三层的神经元个数分别为8、20和1。各层的激励函数分别为S型激活函数tansig、线性激活函数purelin和线性激活函数purelin。

BP网的训练参数分别为最大循环次数max_epoch=1000;期望误差的最小值err_goal=0.01;修正权值的学习率lr=0.01;学习算法采用Levenberg-Marquardt算法,用函数trainlm实现^[6]。

4.2 仿真结果

选取如上网络结构,用表1所示的输入作为输入,学习的90个样本为转换值加适量的随机干扰来形成。图2是BP网的学习曲线。从图中可知:随着学习的进行,系统的实际输出越来越逼近样本。因此,BP网完全可用来进行机型识别。另从图2中还可看出,经四、五次训练后,其均方误差就能达到要求,主要是在此采用了L-M算法,该算法是建立在优化基础上的算法。一般而言,若采用梯度下降法,则需训练几百甚至上千上万次。

对三种机型各模拟了20种情况,这些情况通过BP网的情况见图3、图4和图5所示,从这三组曲线可

以看出, BP 网不仅可实现机型识别,还具有一定的抗干扰能力。

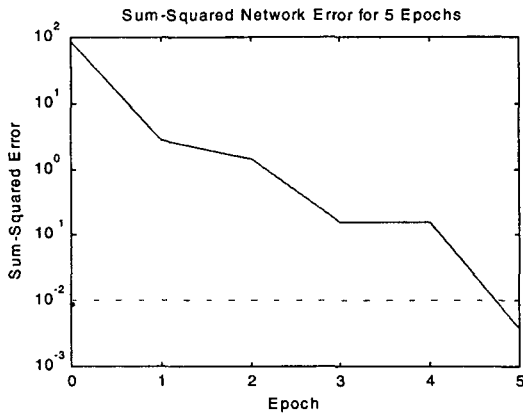


图 2 训练中的误差曲线

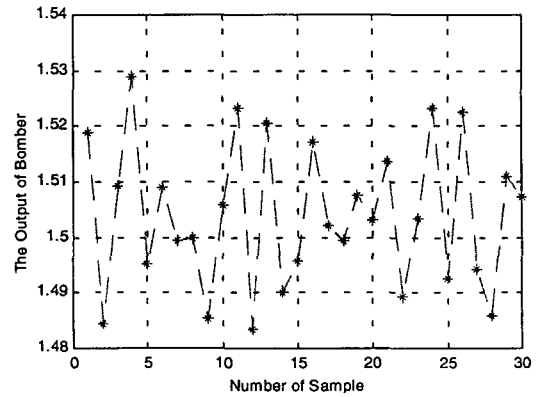


图 3 轰炸机的模拟情况

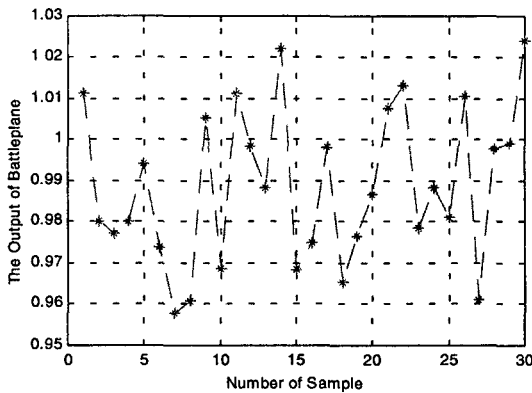


图 4 歼击机的模拟情况

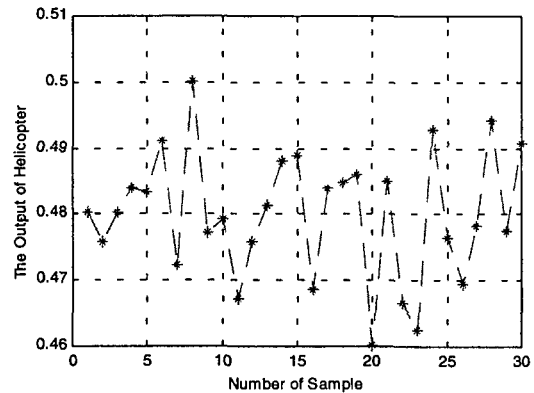


图 5 直升机的模拟情况

表 2 列举了一些实验过程中的模拟数据和仿真结果,由于数量原因,在此,只摘取了一些有代表性的数据加以说明。

表 2 模拟识别结果(H-轰炸机,J-歼击机,Z-武装直升机)

编号	输入(转换值)								输出		机型
	巡航速度	轰炸高度	反射面积	作战半径	航程	升限	最大速度	机动性能	理论	实际	
1	1.096 9	1.938 0	2.153 6	1.469 4	1.323 8	2.087 4	1.091 6	0.485 7	1.5	1.504 8	H
2	1.122 5	2.143 1	2.043 9	1.513 1	1.544 8	1.841 2	0.931 7	0.491 4	1.5	1.497 4	H
3	2.011 0	1.027 4	1.456 9	0.948 3	0.087 1	0.009 0	0.067 3	1.429 1	1.0	0.993 6	J
4	2.184 7	0.797 8	1.549 7	0.949 6	0.009 2	0.092 3	0.012 5	1.474 5	1.0	0.995 2	J
5	0.515 8	0.562 1	0.974 8	0.461 2	0.474 1	1.082 7	0.466 8	1.062 7	0.5	0.492 6	Z
6	0.457 5	0.462 0	1.088 8	1.596 1	0.511 0	1.195 4	0.519 2	0.948 3	0.5	0.522 5	Z
7	0.835 0	2.173 3	1.903 8	1.440 8	1.319 7	2.042 5	1.009 3	0	1.5	1.506 6	H
8	1.993 5	1.267 4	0	0.947 1	0.034 3	0.054 6	0.040 5	1.435 6	1.0	1.101 2	J
9	0.536 5	0.482 2	0.985 0	0.590 9	0.576 3	1.079 4	0	0.961 1	0.5	0.482 4	Z
10	0.838 3	2.054 8	0	1.488 6	1.326 6	1.949 7	0.948 8	0	1.5	1.588 5	H
11	2.076 3	0	1.452 8	0	0.008 5	0.068 7	0.076 3	1.540 1	1.0	0.809 6	J
12	0	0.565 9	1.094 1	0.460 0	0.599 6	0.976 3	0.450 6	0	0.5	0.706 4	Z

当得到输出数据后,与期望值进行比较(期望值在网络训练前给出,并在训练完毕后固定),在该网络训

练时, H, J, Z 三种目标的期望值输出分别 1.5, 1.0, 0.5。允许输出存在一定误差, 当值落在误差允许范围时, 即认为属于所在范围的目标。结果判断有如下形式

$$\text{目标类型为} \begin{cases} \text{H} & O_1 \in [1.3, 1.7] \\ \text{J} & O_1 \in [0.8, 1.2] \\ \text{Z} & O_1 \in [0.3, 0.7] \end{cases} \quad (12)$$

当 O_1 落于争议区间时, 则判定为具有较小差值的期望值的目标类型。此外, 从表中计算结果可以看出, 神经网络的模型具有很好的容错性, 当由于某种原因, 参数不能得知, 导致输入信息不完整时, 计算输出结果却不变, 表明模型本身能进行缺省推理。

5 结束语

神经网络成熟的学习算法及其较强的容错性, 使得其在目标识别方面具有很强的优势。但由于机型识别问题, 目前还没有成熟的理论, 尚缺乏可具体实现的条件。本文所做只是对此问题一个探讨尝试。经仿真试验结果表明, BP 网络完全可以用于机型识别, 并具有很强的容错性和一定的抗干扰能力。说明基于 BP 网络模型的识别方法具有很好的潜力, 它比单纯的回波分析识别要准确的多, 尤其是它的容错性和抗干扰能力更能适合实际战场的需要, 更切合实际。同时它的实现需要多次样本训练, 耗费大量的精力和时间, 实现较繁。应用时须注意: 1) 识别是在多个特征的基础上进行的。2) 网络训练需要大量, 反复的测试, 以便找出最合适的权值及适当的隐层数, 使其收敛最快。3) 网络输入(出)值, 需要进行概念数值(数值概念)转换, 以更好地利用网络计算, 进行分类识别。

参考文献:

- [1] 贺正洪, 王 睿. 指挥自动化信息处理[R]. 西安: 空军工程大学导弹学院, 1999.
- [2] 冯焕清, 巢洪斌. BP 网络及其应用[A]. 生物医学工程跨系委员会. 神经网络及其应用[C]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 1992.
- [3] 陈文伟. 智能决策技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 1998.
- [4] 景志宏, 武 勇, 夏军利, 等. 一种联合多神经网络分类器的融合算法[J]. 空军工程大学学报, 2000, 1(1): 30-33.
- [5] 郭桂荣, 庄钊文, 陈曾文. 电磁特征抽取和目标识别[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1996.
- [6] 楼顺天, 施 阳. 基于 MATLAB 的系统分析与设计—神经网络[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1998.

A Method of Aircraft Type Recognition Based on BP Network

ZHANG Xiao-gang, ZHANG Na-wen, HE Zheng-hong

(The Missile Institute, Air Force Engineering University. Sanyuan 713800, China)

Abstract. Target recognition is an important link in the chain of information processing for air - defense. Yet, there is not any ripe theory for air target type recognition. On the foundation of BP algorithm, a target recognition method based on neural network is applied to the specific major air - raid aircraft type. Following that the model is simulated by the tools of neural network provided by MATLAB. The result of simulation implies that the method is reasonable and workable. And the method presents a great significance in improving the accuracy in the information processing.

Key words. neural network; target recognition; BP model