

## 基于小波神经网络的无人机目标威胁评估\*

陈 侠,乔艳芝

(沈阳航空航天大学,沈阳 110136)

**摘 要** 针对空中目标威胁评估问题,提出了利用小波神经网络(WNN)解决这个问题,具有很大的实用性。通过内嵌的方式将小波变换融入神经网络,即为“紧致型融合”,它具有较好的自适应分辨性、良好的逼近能力和容错能力,有效避免局部最小值等优点。分析了 WNN 的结构和影响空中目标威胁评估的主要因素,介绍了 WNN 的训练算法和流程,验证了仿真模型。结果表明,该方法的评估误差明显小于粒子群优化 BP 神经网络(PSO-BP)和 BP 神经网络,具有较好的评估效果。

**关键词** 威胁评估;小波神经网络;PSO-BP 神经网络

**中图分类号** TP183;TJ85

**文献标识码** A

**DOI** 10.3969/j.issn.1002-0640.2018.08.014

**引用格式** 陈 侠,乔艳芝.基于小波神经网络的无人机目标威胁评估[J].火力与指挥控制,2018,43(8):66-69.

## Air Target Threat Assessment Based on Wavelet Neural Network

CHEN Xia, QIAO Yan-zhi

(Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

**Abstract** Aiming at the problem of air target threat assessment, we propose to solve this problem by using wavelet neural network (WNN), which is of great practicability. The time-frequency two-dimensional analysis ability of the wavelet function can accelerate the convergence speed of the network and avoid getting into the local optimal value. In this paper, the structure of WNN and the main factors that affect the threat assessment of air targets is analyzed. Then the training algorithm and flow of WNN introduced. Finally, the simulation model is validated. The results show that the evaluation error of this method is obviously smaller than that of particle swarm optimization BP neural network (PSO-BP) and BP neural network, and it has a good evaluation effect.

**Key words** threat assessment; WNN; PSO-BP neural networks

**Citation format** CHEN X, QIAO Y Z. Air target threat assessment based on wavelet neural network [J]. Fire Control & Command Control, 2018, 43(8): 66-69.

## 0 引言

随着信息化和智能化的发展,对空中来袭目标进行威胁估计是现代空战的重要一环,目标威胁评估是空战决策依据,因此,对其技术进行研究对提高空战制胜能力具有重要的现实意义。对目标威胁评估的实时性、准确性也提出了更高的要求。若判

断准确性不高,将导致目标分配失调,影响防空作战整体效能,判断实时性差,则会贻误战机。

解决空中目标威胁评估问题传统上使用贝叶斯网络<sup>[1]</sup>、层次分析法(AHP)<sup>[2]</sup>、多属性决策理论<sup>[3]</sup>、证据融合方法<sup>[4]</sup>和模糊逻辑方法<sup>[5]</sup>。然而,使用上述方法必须依靠专家经验来获得恒权重向量,从而大大增加主观因素,在估计目标威胁时增加系统的

收稿日期:2017-06-15

修回日期:2017-07-26

\* 基金项目:国家自然科学基金青年基金(61503255);沈阳科技基金资助项目(14042200;14231129)

作者简介:陈 侠(1962-),女,辽宁新民人,博士后,教授。研究方向:无人机任务规划。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

不确定性。特别重要的是这些方法没有自学习和自适应性,难以实现敌方战术变化和武器性能实时变化的要求。人工神经网络具有很强的自学习能力,自适应性。但是,很难选择网络结构,过度学习和较弱的泛化能力来解决威胁估计。

针对上述现象,考虑到神经网络处理非线性函数近似的优越性和小波函数良好的时频二维分析能力,构建了综合两者优势的小波神经网络(WNN)模型来评估空中目标威胁<sup>[6]</sup>。在本文中,分析了小波神经网络的结构,然后研究了影响目标威胁评估的主要因素。提出了基于小波神经网络的目标威胁评估模型。最后, MATLAB 验证了该方法的可行性和有效性。

## 1 小波神经网络

小波神经网络具有 3 层神经元,其模型<sup>[7]</sup>如图 1 所示。

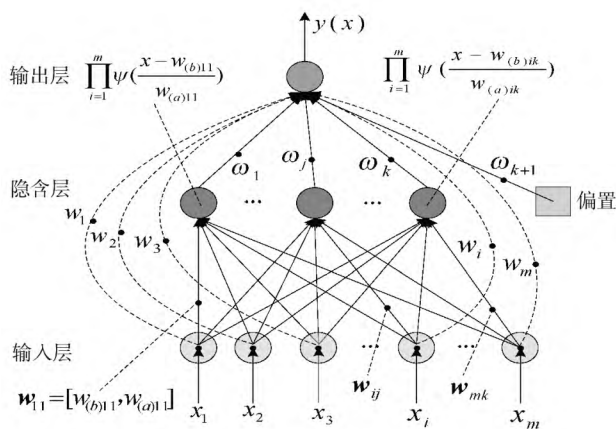


图 1 小波神经网络

在图 1 中,前向小波神经网络由输入层、隐层和输出层 3 层组成,且有  $m+1$  个输入神经元,1 个输出神经元和  $k$  个隐层神经元。

小波函数是小波神经网络最常用的激活函数。网络训练使用墨西哥草帽小波作为激活函数,第 1 层每个小波的输出计算为:

$$\psi(z_{ij}^2) = (1 - z_{ij}^2) \cdot \exp\left(-\frac{z_{ij}^2}{2}\right), z_{ij} = \frac{x_i - w_{(b)ij}}{w_{(a)ij}} \quad (1)$$

$w_{(b)ij}$  和  $w_{(a)ij}$  分别表示平移因子和伸缩因子,  $ij$  表示第  $i$  个小波的第  $j$  个输入。相应的函数图像如图 2。

多维小波函数的表达式如下所示:

$$\Psi_j(x) = \prod_{i=1}^m \psi(z_{ij}), i=1,2,\dots,m, j=1,2,\dots,k+1 \quad (2)$$

网络的输出为:

$$y(x) = \sum_{i=1}^m w_i x_i + \omega_{k+1} + \sum_{j=1}^k \omega_j \Psi_j(x) \quad (3)$$

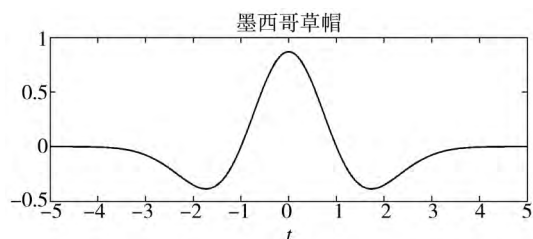


图 2 墨西哥草帽小波函数

小波神经网络的权重向量表示为

$$W = [w_i, \omega_j, \omega_{k+1}, w_{(b)ij}, w_{(a)ij}] \quad (4)$$

式中,  $x_i \in R^m$  是输入向量,  $w_{ij}$  为输入层到隐含层之间的连接权值,  $w_i$  为输入层到输出层之间的连接权值,  $\omega_j$  为隐含层到输出层间的连接权值。

## 2 目标威胁评估的影响因素分析

结合防空作战的实际情况,本文在进行空中目标威胁评估时,依据 G. A. Miller 的 9 级量化理论<sup>[8-9]</sup>,主要考虑以下因素。

### 2.1 目标类型

目标类型不同,对被保卫目标的威胁程度也不同。本文将目标分为侦察机、小型目标(如战术弹道导弹、隐身飞机)、大型目标(如轰炸机、歼击轰炸机)3 类。对目标威胁属性用 G. A. Miller 的 9 级量化理论进行量化,按侦察机、小型目标、大型目标依次量化为 3、5、8。

### 2.2 目标速度

目标的速度是目标逼近速度和横向速度的矢量合成,直接影响对其的威胁评估。同一类型的目标,飞行速度不同,威胁程度也是不一样的。通常,飞行速度越快,威胁程度越大。

### 2.3 目标干扰能力

目标干扰能力是敌方空袭突击编队典型的对抗手段之一,可将目标干扰能力分为无、弱、中、强 4 种。本文将这一指标量按无、弱、中、强依次量化为 2、4、6、8。

### 2.4 目标航向角

目标航向角是指目标前进的方向与目标的实际位置到被保卫目标的夹角。通常,航向角越小,目标越有可能突然出现,其威胁也越大。

### 2.5 目标高度

目标较远时,飞行高度对我方的威胁不明显,近距离突然出现的低空目标对我方的威胁将明显提高。本文将这一指标量按超低、低、中、高依次量化为 2、4、6、8。

### 2.6 目标距离

来袭目标与被保卫目标之间的距离越小,防御

时间越短,威胁程度就越大。来袭目标与被保卫目标之间的距离越大,来袭目标相对被保卫目标的攻击意图越不明显,威胁程度越低。部分数据如表 1 所示。

表 1 部分数据

序号	速度 /s	类型	航向角 (°)	高度 (km)	距离 (km)	干扰能力	威胁值
1	970	5	3	6	310	8	0.825 3
2	830	5	12	8	160	8	0.728 5
3	740	8	6	4	110	6	0.647 3
4	90	3	17	4	180	4	0.350 4
5	96	3	10	6	310	4	0.342 7
6	430	8	11	4	130	8	0.584 1
7	620	8	13	2	320	8	0.630 2
8	700	8	17	8	310	6	0.558 0
9	90	3	13	2	320	4	0.389 7
10	100	3	8	6	250	2	0.346 2

### 3 小波神经网络训练算法

使用反向传播算法对该网络进行训练,并用误差校正学习算法( $\delta$  学习规则)调整网络的权值和小波的伸缩系数与平移系数。本次网络训练使用墨西哥草帽小波作为激活函数。定义第  $p$  个模式下的目标输出和网络实际输出之间的误差函数为:

$$e_p = \bar{y}_p - y_p \quad (5)$$

定义成本函数:

$$E_p = \frac{1}{2} [(\bar{y}_p - y_p)^2] = \frac{1}{2} e_p^2 \quad (6)$$

训练神经网络权值的目的就是使得以下二次成本函数的均值最小:

$$L_n = \frac{1}{n} \sum_{p=1}^n E_p = \frac{1}{2n} \sum_{p=1}^n e_p^2 \quad (7)$$

在迭代  $t$  次时,更新网络参数的误差校正学习算法为:

$$W(t+1) = W(t) - \eta \frac{\partial L_n}{\partial W(t)} + \lambda \cdot \Delta W \quad (8)$$

其中,

$$\Delta W = W(t) - W(t-1) \quad (9)$$

式中  $\eta$  为学习速率  $\Delta W$  为常值动量项,取决于  $\lambda$ ,  $\lambda$  值可以增加网络的训练速度并有助于避免算法出现振荡。

二次成本函数对权值  $W$  的偏导数为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial L_n}{\partial W} &= \frac{1}{2n} \sum_{p=1}^n \frac{\partial E_p}{\partial W} = \frac{1}{2n} \sum_{p=1}^n \frac{\partial E_p}{\partial y_p} \frac{\partial y_p}{\partial W} = \\ &= \frac{1}{n} \sum_{p=1}^n \left( -[\bar{y}_p - y_p] \frac{\partial y_p}{\partial W} \right) = -\frac{1}{n} \sum_{p=1}^n e_p \frac{\partial y_p}{\partial W} \end{aligned} \quad (10)$$

式(10)中网络输出对各个权值及输入向量的偏导数为:

$$\frac{\partial y_p}{\partial w_i} = x_i \quad (11)$$

$$\frac{\partial y_p}{\partial \omega_j} = \Psi_j(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^m (1 - z_{ij}^2) e^{-\frac{1}{2} z_{ij}^2} \quad (12)$$

$$\frac{\partial y_p}{\partial \omega_{k+1}} = 1 \quad (13)$$

$$\frac{\partial y_p}{\partial w_{(b)ij}} = \frac{\partial y_p}{\partial \Psi_j} \frac{\partial \Psi_j}{\partial \psi(z_{ij})} \frac{\partial \psi(z_{ij})}{\partial z_{ij}} \frac{\partial z_{ij}}{\partial w_{(b)ij}} =$$

$$- \frac{\omega_j}{w_{(a)ij}} \psi(z_{1j}) \cdots \psi'(z_{ij}) \cdots \psi(z_{mj})$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial y_p}{\partial w_{(a)ij}} &= \frac{\partial y_p}{\partial \Psi_j} \frac{\partial \Psi_j}{\partial \psi(z_{ij})} \frac{\partial \psi(z_{ij})}{\partial z_{ij}} \frac{\partial z_{ij}}{\partial w_{(a)ij}} = \\ &= -\omega_j \cdot \psi(z_{1j}) \cdots \psi'(z_{ij}) \cdots \psi(z_{mj}) \cdot \frac{x_i - w_{(b)ij}}{w_{(a)ij}} = \end{aligned} \quad (15)$$

$$- \frac{\omega_j}{w_{(b)ij}} \cdot z_{ij} \cdot \psi(z_{1j}) \cdots \psi'(z_{ij}) \cdots \psi(z_{mj}) = z_{ij} \frac{\partial y_p}{\partial w_{(b)ij}}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial y_p}{\partial x_i} &= w_i + \frac{\sum_{j=1}^k \omega_j \cdot (\partial \Psi_j)}{\partial \psi(z_{ij})} \frac{\partial \psi(z_{ij})}{\partial z_{ij}} \frac{\partial z_{ij}}{\partial x_i} = \\ &= w_i + \sum_{j=1}^k \omega_j \cdot \psi(z_{1j}) \cdots \psi'(z_{ij}) \cdots \psi(z_{mj}) \cdot \frac{1}{w_{(b)ij}} = \\ &= w_i - \sum_{j=1}^k \frac{\partial y_p}{\partial w_{(a)ij}} \end{aligned} \quad (16)$$

### 4 WNN 网络的目标威胁评估模型

目标威胁估计是一个复杂的系统问题,需要考虑许多因素。在本文中,考虑了目标类型、速度、航向角和高度等 6 个因素,并利用这些因素来测试 WNN 网络的性能。

#### 4.1 小波神经网络目标威胁估计流程图

本文选择 36 组数据,采用 30 组数据作为训练集训练小波神经网络,然后通过训练网络预测剩余 6 组的目标威胁值。基于小波神经网络目标威胁算法流程图如下页图 3 所示。

#### 4.2 模型验证与仿真

使用 MTATLAB R2012a,由 MTATLAB 提出的



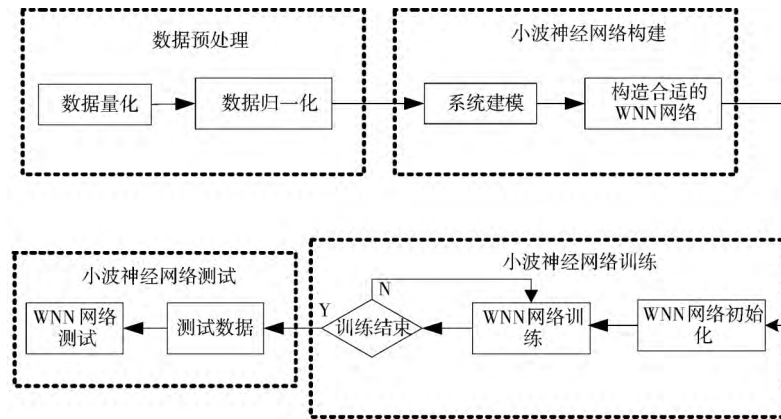


图3 基于小波神经网络的目标威胁评估算法流程图

WNN 网络在 Intel(R) 核心 (i5- 3470 CPU 3.2 GHz , 4 G) 上实现。为了说明该模型的有效性, 采用 PSO- BP 神经网络评估模型、BP 神经网络评估模型和小波神经网络对上述数据进行了比较和评估, 并比较了仿真结果。结果表明, 提出的小波神经网络预测优于 PSO- BP 和 BP 神经网络。

评估误差曲线如图 4 所示。通过将 3 个神经网络模型的评估值与实际威胁值进行比较, 得到图 5 所示的相对误差曲线。具体数据如表 2 所示。

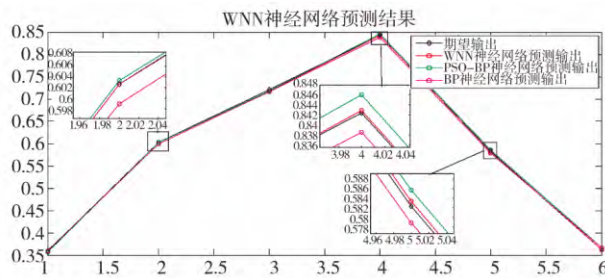


图4 BP、PSO- BP 和 WNN 神经网络预测结果

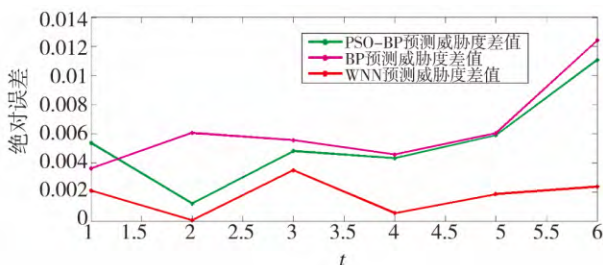


图5 相对误差曲线

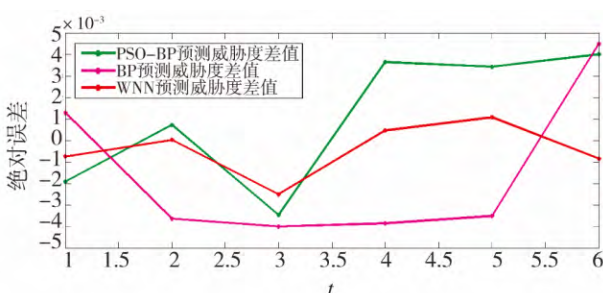


图6 绝对误差曲线

表2 误差分析

Network	BP	PSO- BP	WNN
MSE	$1.953 \times 10^{-3}$	$1.354 \times 10^{-3}$	$3.821 \times 10^{-4}$

从表 2 可以看出, BP 神经网络、PSO- BP 神经网络和 WNN 的 MSE 分别为 0.001 953、0.001 354 和 0.000 382 1。仿真结果表明, WNN 算法具有更高的效率和更好的全局搜索能力。小波神经网络具有比 BP 神经网络和 PSO- BP 神经网络更高的精度, 获得更准确的评估结果, 为空中目标地威胁评估提供了新的方法。

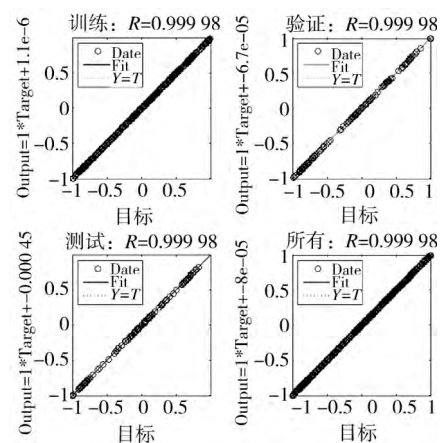


图7 线性回归状态图

## 5 结论

本文研究了小波神经网络的空中目标威胁评估, 构建了小波神经网络评估模型。网络具有较少的神经元和更快的收敛速度, 可以有效克服 BP 神经网络和 PSO 算法的一些缺陷。通过分析和计算, 该方法被证明具有较好的评估能力, 可以快速、准确地评估空中目标的威胁, 为任务分配和战术决策

(下转第 74 页)

离散度主要用来表征的是众多专家对于指标体系的认识的偏离程度,一般计算结果数值越小,表明对于体系的认知程度越好。离散度一般用  $D$  表示:

$$D_i = \sqrt{\frac{1}{p-1} \sum_{j=1}^p (E_j - F_j)^2} \quad (15)$$

$$D = \sum_{i=1}^m D_i / m \quad (16)$$

### 5) 稳定度 $\rho$

稳定度主要用来对数据进行实质性的检验,一般会假设有一组能够反映指标本质的数据与测得的数据进行对比分析,针对指标体系中专家评价得到的数据进行平均处理,得到计算的平均值作为理想值  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ ,  $S$  个专家对每个指标进行测评,依次得到的指标值为  $x_j = \{x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{nj}\}$ , 此时

$$y_j = \sum_{i=1}^S x_{ij} / S, \quad j=1, 2, \dots, S, \quad \text{其中 } \bar{x}_i = \sum_{j=1}^S x_{ij} / S,$$

$$\bar{y}_i = \sum_{j=1}^n y_j / n \quad \text{则:}$$

$$\rho_j = \frac{\sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_i)(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_i)^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (17)$$

### 3.2 “满意度”合成函数

以上 5 点分别反映一个指标体系的不同方面,最终将“集中度、覆盖度、重复度、离散度和稳定度”归一化为“满意度”评价的准则:

$$Z = w_1 E_1 + w_2 E_2 + w_3 E_3 + w_4 E_4 + w_5 E_5 \quad (18)$$

$w_1$  到  $w_5$  依为指标对应的权重,其中权重的确定会根据不同战术场景不同战术要求而最终确定的。

“满意度”评价体系的建立较好地反映了指标体系的不同方面,具有较强的代表性和概括性。方法的运用是对前期指标选取、指标约简的一次较为全面的概括和总结。

## 4 结论

战术互联网效能评估中,指标体系的建立是一项关键的基础性工作。基于粗糙集分布函数的属性约简算法的提出,很好地解决了属性约简的难题。通过对战术互联网一级指标的约简,起到了较好的精简指标的效果,最后“满意度”指标综合评价体系的确定,很好地总结了整个质保体系。但是,整个指标体系的建立、约简和综合评价过程缺乏对比分析,还需要进一步进行深入地研究。

参考文献:

- [1] 李孝安,刘民生. 军事技能与军事理论(精编版)[M]. 西安:西北工业大学出版社,2008.
- [2] 张培峰,赵拥军,时银水. 雷达网抗干扰效能评估方法研究[J]. 现代电子技术,2008,31(7):29-32.
- [3] 李亚南,韩壮志. 雷达抗干扰性能评价指标体系及发展趋势[J]. 火力与指挥控制,2015,40(4):1-5.
- [4] 赵海涛. 无线多媒体 Mesh 网络中 QoS 保障跨层优化关键技术研究[D]. 南京:南京邮电大学,2011.
- [5] 刘财辉,苗夺谦,岳晓冬,等. 知识不确定性度量及其关系研究[J]. 计算机科学,2014,41(3):66-70.
- [6] 黄丽萍. 基于粗糙集的属性约简与规则提取[D]. 厦门:厦门大学,2007.
- [7] 李远远. 基于粗糙集的指标体系构建及综合评价方法研究[D]. 武汉:武汉理工大学,2009.

(上接第 69 页)

提供支持。

参考文献:

- [1] 姚跃亭,赵建军,万宇. 贝叶斯网络下考虑攻击企图的目标威胁评估[J]. 火力与指挥控制,2012,37(5):63-67.
- [2] 刘秀祥,雷振亚,谢拥军,等. 空中隐身目标威胁等级的仿真研究[J]. 计算机仿真,2011,28(7):46-49.
- [3] 程明,周德云,张堃. 基于混合型多属性决策方法的目标威胁评估[J]. 电光与控制,2010,17(1):11-13.
- [4] SYCARA K, GLINTON R, YU B, et al. An integrated approach to high-level information fusion [J]. Information Fusion, 2009,10(1):25-50.

- [5] GONSALVES P, CUNNINGHAM R, TON N, et al. Intelligent Threat Assessment Processor using Genetic Algorithms and Fuzzy Logic [C]// In: Proceedings of Third International Conference of Information Fusion, Paris, France, 2000,2:18-24.
- [6] 陈华,张可,曹建蜀. 基于 PSO-BP 算法的目标威胁评估[J]. 计算机应用研究,2012,29(3):900-901.
- [7] ANTONIUS K A, ACHILLES D Z. Wavelet neural networks: A practical guide[J]. Neural Networks, 2013,42:1-27.
- [8] 魏世孝,周献中. 多属性决策理论方法及其在 C3I 系统中的应用[M]. 北京:国防工业出版社,1998.
- [9] 程天发,葛泉波,陈哨东,等. 基于改进空战威胁评估模型的权重计算方法比较[J]. 火力与指挥控制,2016,41(1):32-36.