

基于 PSO-BP 算法的目标威胁评估*

陈 华, 张 可, 曹建蜀

(电子科技大学 电子科学技术研究院, 成都 611731)

摘要: 通过对目标高度、距离、速度、角度这些空间态势因素和空战能力因素的分析,建立了目标威胁评估模型,提出了基于 PSO-BP(粒子群和后向传播)算法的目标威胁程度评估方法。通过对空中八个目标某时刻威胁程度的预测,并将结果与多数属性决策方法的结果进行了比较,表明此方法有效地解决了空战目标威胁评估问题,大大提高了决策的客观性。

关键词: BP 神经网络; 粒子群算法; 威胁指数法; 威胁估计

中图分类号: TP183 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)03-0900-02

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.03.027

Target threat assessment based on PSO-BP algorithm

CHEN Hua, ZHANG Ke, CAO Jian-shu

(Research Institute of Electronic Science & Technology, University of Electronic Science & Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: This paper established a target threat model based on the factors of space situation and air combat capacity of targets, such as altitude, distance, speed and angle, and proposed a target threat level assessment method based on PSO (particle swarm optimization) and BP (back-propagation) algorithm to estimate the threat level of aerial targets. Through predicting threat level of 8 aerial targets, the result shows that this method is effective to solve the problem of air threat assessment target, greatly improving the objectivity of decision-making.

Key words: BP neural network; particle swarm optimization algorithm; threat index method; threat assessment

随着电子信息技术在军事上的应用,现代战争已在全方位、全空域、全天候的战争环境下展开。单机多目标攻击和多机协同作战已成为空战的主要形式,为达到理想的攻击效果,指挥员的决策命令下达必须建立在对空中目标威胁程度准确的把握之上,因此对来袭敌方目标进行正确的威胁程度评估非常重要。

目前应用于威胁评估的具有代表性的方法主要有基于专家系统的方法^[1-3]、基于模板匹配的方法^[4]、基于多属性决策方法^[5,6]、基于对策论的方法^[7,8]、模糊推理^[9-11]等。专家系统构成很困难,并且无法模拟人的创造性思维,智能性不高;模板匹配的方法知识结构常采用静态结构,数据库维护复杂;多属性决策法简单灵活,便于工程实践,但其对数据的缺失比较敏感;对策论比较直观,流程简练,可计算性较强,然而对于策略集和威胁矩阵的要求比较高,策略集的建立需要依靠先验知识,主观因素影响较大;模糊推理法能充分体现出目标因素的模糊性,推理简单实用,但无法体现事物的随机性,对推理结果造成局限性。本文提出以 PSO-BP^[12-14] 算法解决威胁评估问题不仅可以解决 BP 网络陷入局部极小值的问题,而且不用考虑威胁因素之间的复杂关系,省去了繁琐的计算过程。

1 空战目标威胁估计模型

威胁估计属于决策级融合,要考虑天气情况、武器性能和

作战手段等很多因素。但是在实际空战情况下,对威胁程度的判断主要依靠已知信息和测量到的目标特性数据,主要包括空战态势和空战能力因素,因此本文主要考虑目标的空战态势和空战能力来建立空袭目标威胁估计模型。采用威胁指数法^[15]量化各因素的威胁程度。

1) 高度威胁指数

$$t_{h_{ij}} = \begin{cases} 1.0 & h_{ij} < -5 \\ 0.5 - 0.1h_{ij} & -5 \leq h_{ij} < 5 \\ 0.1 & h_{ij} \geq 5 \end{cases} \quad (1)$$

式中,高度威胁指数以 $t_{h_{ij}}$ 表示, h_{ij} = 我机高度 - 目标高度,单位为 km。

2) 距离威胁指数

根据敌我双方最大攻击距离和雷达探测最远距离来建立距离威胁指数。设我机 i 的最大攻击距离为 dm_i , 雷达最远探测距离是 dr_i , 敌方目标 j 的最大攻击距离是 ddm_j , 雷达最大探测距离是 ddr_j , 距离威胁指数以 $t_{r_{ij}}$ 表示。则

$$t_{r_{ij}} = \begin{cases} 0.5 & \min(dm_i, ddm_j) < d_{ij} < \max(dm_i, ddm_j) \\ 0.5 + 0.3 \times \frac{d_{ij} - \min(dm_i, ddm_j)}{ddm_j - dm_i} & \min(dm_i, ddm_j) < d_{ij} < \max(dm_i, ddm_j) \\ 0.5 + 0.2 \times \frac{d_{ij} - \min(dr_i, ddr_j)}{ddr_j - dr_i} & \min(dr_i, ddr_j) < d_{ij} < \max(dr_i, ddr_j) \end{cases} \quad (2)$$

其中: d_{ij} 为我机与敌机之间的距离。若 $\min(dm_i, ddm_j) < d_{ij} < \max(dm_i, ddm_j)$, 则 $t_{r_{ij}}$ 以公式 $0.5 + 0.3 \times \frac{d_{ij} - \min(dm_i, ddm_j)}{ddm_j - dm_i}$

收稿日期: 2011-08-26; 修回日期: 2011-09-29 基金项目: 航空科学基金资助项目(20090580013); 中央高校基础研究基金资助项目(ZYGX2009J092)

作者简介: 陈华(1984-), 女, 河北昌黎人, 硕士研究生, 主要研究方向为数据融合(chenhua.happy@hotmail.com); 张可(1979-), 男, 助理研究员, 主要研究方向为多传感器数据融合及无线传感器网络; 曹建蜀(1970-), 男, 硕导, 主要研究方向为信号处理及雷达系统仿真。

计算;若 $\min(dr_i, ddr_j) < d_{ij} < \max(dr_i, ddr_j)$, 则 t_{rji} 以公式 $0.5 + 0.2 \times \frac{d_{ij} - \min(dr_i, ddr_j)}{ddr_j - dr_i}$ 计算, 否则取 $t_{rji} = 0.5$ 。

3) 速度威胁指数

$$t_{vji} = \begin{cases} 0.1 & v_j < 0.6v_i \\ -0.5 + v_j/v_i & 0.6v_i \leq v_j \leq 1.5v_i \\ 1.0 & v_j > 1.5v_i \end{cases} \quad (3)$$

其中: v_i 为我机速度, v_j 为敌机速度。敌方目标对我机的速度威胁指数为 t_{vji} 。

4) 角度威胁指数

$$t_{\beta j} = \frac{(|\alpha_{ij}| + |\beta_j|)}{360^\circ} \quad (4)$$

式中: α_{ij} 和 β_j 分别为敌机目标进入角和我机位置角。

5) 目标空战能力指数

对空中敌机空战能力的评估, 不必考虑我机的对抗影响。空战能力计算公式如下:

$$A = [\ln M_1 + \ln(\sum M_2 + 1) + \ln \sum M_3] \times m_1 m_2 m_3 m_4 \quad (5)$$

其中: A 为目标的空战能力; M_1 为目标 j 的机动性能参数, M_2 为目标 j 的火力参数; M_3 为目标 j 的探测能力参数; $m_1 \sim m_4$ 分别为目标 j 的操纵效能系数、生存力系数、航程系数和电子对抗能力系数。 A 为非归一化值, 与其他因素量化值相差较大, 所以在输入神经网络之前必须进行处理, 在神经网络训练时要对其进行归一化处理, 归一化后的空战能力指数为

$$t_{aj} = A_j / \max(A_j) \quad (6)$$

由此, 确定以目标速度、距离、高度、方位角和空战能力指数作为神经网络的输入参数, 输入节点个数为 5, 输出为目标总威胁指数, 输出节点个数为 1。

2 PSO-BP 算法设计

传统 BP 神经网络的初始权值和阈值是随机给定的, 因此会使网络结构不确定, 在训练过程中易陷入局部极小值, 收敛速度慢。粒子群优化算法具有算法简单、易于实现、不需要梯度信息、参数少、收敛速度快和强的通用性等优点。利用 PSO 算法优化 BP 网络不仅可以避免 BP 网络容易陷入局部极小值的问题, 而且达到了优化网络的目的, 加快了训练速度, 从而提高威胁程度预测准确性。

PSO-BP 算法描述如下:

a) 初始化。在初始化范围内, 对粒子群进行位置和速度随机初始化, 把 BP 网络的权值和阈值个数作为粒子的维数, 对其进行实数编码。

b) 计算适应度。以 BP 网络的训练误差绝对值之和作为适应度每个粒子的适应度。

c) 寻找个体极值和群体极值。对每个粒子, 将其适应值与所经历的最好位置的适应值进行比较, 如果更好, 则将其作为粒子的个体极值。对每个粒子, 将其历史最优适应值与群体内所经历的最好位置的适应值进行比较, 若更好, 则将其作为当前的群体极值。

d) 更新粒子的速度和位置。速度和位置更新方程为

$$v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1 \text{rand}(p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \text{rand}(p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (7)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (8)$$

式中: w 为非线性惯性权重, $w = w_{\min} + \frac{1}{2}(w_{\max} - w_{\min}) \times (1 +$

$\cos(\frac{(t-1) \times \pi}{(\text{iter_ter} - 1)}))$, iter_ter 为最大迭代次数; c_1 和 c_2 为学习因子, 一般为正常数; p_{id} 为第 i 个粒子所历经的历史最好点; p_{gd} 为所有粒子历经过的最好点; x_{id} 为第 i 个粒子的位置。

e) 判断是否满足 PSO 算法终止条件, 若满足转步骤 f), 否则转步骤 b)。

f) 以得到的最优权值和阈值作为神经网络的初始权值和阈值, 满足 BP 网络设定的结束条件后, 对样本进行预测, 程序结束。

3 实验仿真

本例考虑了空中四种类型八架敌机目标, 并且对涉及空战威胁评估的样本进行了采集, 一部分作为网络的训练样本, 另外八组数据作为测试样本。测试样本如表 1 所示。神经网络部分训练误差设为 0.000 1, 经过测试, 隐含层节点数选为 8, 学习速率为 0.1, PSO 部分设 $w_{\max} = 1.2, w_{\min} = 0.4, c_1 = c_2 = 2.5$, 初始种群数量为 30, 最大迭代次数为 70。在 MATLAB R2009a 软件下编程进行实验仿真。

表 1 神经网络测试样本

目标	t_{hji}	t_{rji}	t_{vji}	t_{tji}	t_{aj}	目标	t_{hji}	t_{rji}	t_{vji}	t_{tji}	t_{aj}
1	0.65	0.5	0.53	0.31	1.00	5	0.4	0.5	0.453	0.2	0.682
2	0.8	0.5	0.512	0.3	1.00	6	0.5	0.5	0.45	0.314	0.682
3	0.32	0.5	0.54	0.34	0.904	7	0.9	0.35	0.392	0.291	0.414
4	0.7	0.5	0.461	0.59	0.904	8	0.3	0.4	0.47	0.3	0.414

本文中粒子群编码方式采取的是实数编码, 将得到的最优适应度个体的编码作为神经网络的初始权值和阈值, 以防止 BP 网络陷入局部极小值。通过训练样本对神经网络进行训练, 得到的训练误差小于设定的 0.000 1 时网络训练结束, 得到的 PSO-BP 神经网络最优权值和阈值如表 2 所示。

表 2 网络的最优权值和阈值

隐层节点	w_1	w_2	b_1	b_2
1	1.698 7	1.853 8	-0.153 8	0.498 1
2	1.989 0	3.544 5	0.052 5	-1.660 2
3	-0.312 4	-1.023 3	-2.276 9	1.089 5
4	-2.948 1	2.084 6	1.938 9	-1.021 0
5	1.537 6	4.232 6	0.240 9	-3.691 6
6	1.135 0	-1.908 0	-1.598 9	-2.234 7
7	0.011 0	-2.269 2	2.355 8	-0.847 7
8	0.695 0	0.646 3	-2.179 0	-1.130 4

根据以上得到的最优权值和阈值, 对测试样本进行威胁程度预测得到的威胁程度预测结果。根据测试样本利用多属性决策法得到威胁度 D_{out} 和网络预测结果 P_{out} 如图 1 所示。本文对预测样本采用多属性决策法得到总威胁程度 D_{out} 与遗传神经网络预测结果 P_{out} 比较如表 3 所示。

从图 1 和表 3 可以看出, PSO-BP 算法能有效解决空中目标威胁程度评估问题。

4 结束语

本文利用设计的 PSO-BP 算法对空战中八个目标的威胁程度进行了预测, 证明了该方法的有效性和可行性。利用 PSO-BP 神经网络预测不仅省去了繁琐的数学计算过程, 而且可以有效弥补专家评定带来的主观性的偏差。事实上, (下转第 932 页)

需要等到第6轮才能够达到,这显然节省了识别标签的时间和所需总的时隙数目;从图3(b)中可以看到,标签总数越大,新型估算方法的优越性越明显。

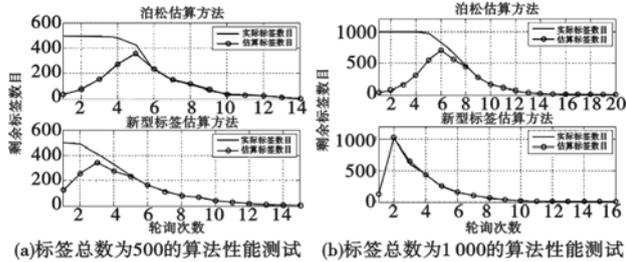


图3 算法性能测试

那么当标签数量较少时,新型估算方法能否也达到一个比较优越的水平呢?本文对总数为100的标签进行了估算仿真,如图4所示。可以明显地看到在标签总数为100时,新型标签估算方法的性能优于泊松估算方法。首先新型估算方法的轮询次数小于泊松估算方法;其次,新型估算方法在第2轮清点周期中就能够准确估计剩余标签数目,而泊松估算方法则要进行到第4轮清点周期才能达到。由此说明,新型多标签估算方法的性能确实优于选择Q值估算方法和泊松估算方法。

为了进一步验证新型多标签估算方法的性能优越性,本文考察这三种算法对不同数量标签所需的总时隙数将会怎样变化。

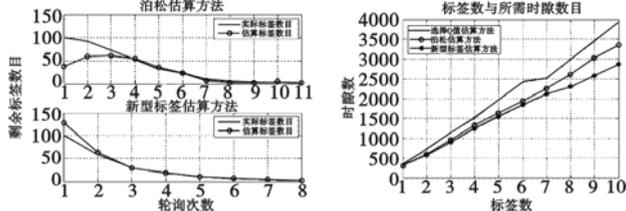


图4 标签总数为100的算法性能测试

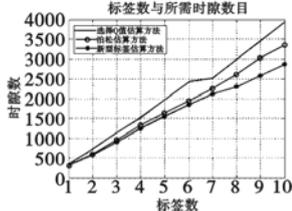


图5 不同估算方法耗费的总时隙数

(上接第901页)由于一些因素,获得足够的威胁评估训练样本存在一些困难,而且威胁评估要考虑的因素有很多,本文只考虑了部分因素,简化了威胁评估模型。但是这种方法可以应用到很多领域,如股票价格预测、图像分割、目标识别等。今后的工作重点将放在威胁评估样本的采集和在考虑更多的威胁因素情况下的威胁程度评估。

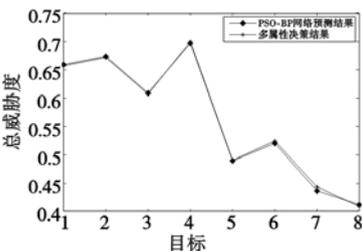


图1 PSO-BP网络预测结果和多属性决策结果

表3 预测结果Pout和多属性决策法威胁度结果Dout

目标	Pout	Dout
1	0.659 6	0.657 0
2	0.673 3	0.672 0
3	0.609 0	0.607 0
4	0.697 2	0.700 0
5	0.489 1	0.491 0
6	0.520 3	0.524 0
7	0.436 1	0.443 0
8	0.411 6	0.409 0

参考文献:

[1] 岳绍华,李松,刘进忙.基于专家系统的目标威胁判断模型[J].计算机工程与应用,2003,39(11):71-72,79.
 [2] 魏强,周德云.基于专家系统的无人战斗机智能决策系统[J].火力与指挥控制,2007,32(2):5-8.
 [3] 赵威,周德云.专家系统在空战多目标攻击排序中的应用[J].电光与控制,2008,15(2):23-26.
 [4] 左军毅,张怡哲,王正平.依赖模板匹配纠错的混合跟踪算法[J].计算机应用研究,2010,27(11):4366-4368.
 [5] 欧爱辉,朱自谦.基于多属性决策和态势估计结果的空战威胁评

估方法[J].火控雷达技术,2006,35(2):64-67.

5 结束语

本文在分析动态帧时隙算法的基础上,建立了多标签估算算法数学模型,并结合EPC协议中的Q值选择示例,对选择Q值估算方法和泊松估算方法进行理论论述和仿真分析,总结了两种算法的优劣。针对两种方法的长处与不足提出了一种新型的多标签估算方法,旨在提高剩余标签数量估计的准确性,从而达到提高系统识别效率的目的。仿真结果表明,新型多标签估算方法的性能满足本文的设计理念,且优于其他两种估算方法。

参考文献:

[1] CHA J R, KIM J H. Novel anti-collision method for tag identification in a RFID system[C]//Proc of the 11th International Conference on Parallel and Distributed Systems, 2005:63-67.
 [2] SCHOUTE F C. Dynamic frame length ALOHA [J]. IEEE Trans on Communications, 1983, 31(4):565-568.
 [3] ISO/IEC 18000-6C:2004-FDAM 1[S]. 2006.
 [4] 武岳山.无源RFID系统中多标签识别的基本原理[J].中国自动识别技术,2008(4):48-52.
 [5] 江建.RFID中多标签防撞技术的研究[D].成都:电子科技大学,2009.
 [6] 皮扬,刘长江.动态分配时隙ALOHA的抗碰撞算法[J].计算机工程,2009,35(7):270-272.
 [7] 刘佳,张有光.基于时隙的RFID防撞算法分析[J].电子技术应用,2007,33(5):94-96,100.
 [8] 程良伦,林伟勇.一种稳定高效的动态帧时隙ALOHA算法[J].计算机应用研究,2009,26(1):85-87.

[9] 雷英杰,王宝树,王毅.基于直接模糊推理的威胁评估方法[J].电子与信息学报,2007,29(9):2077-2081.
 [10] LI Deng-feng. Multiattribute decision making models and methods using intuitionistic fuzzy sets [J]. Journal of Computer and System Sciences, 2005, 70(1):73-85.
 [11] LOONEY C G, LIANG L R. Cognitive situation and threat assessments of ground battlespaces [J]. Information Fusion, 2003, 4(4):297-308.
 [12] CASTRO J R, CASTILLO O, MELIN P, et al. Intelligent control using an interval type-2 fuzzy neural network with a hybrid learning algorithm[C]//Proc of IEEE International Conference on Fuzzy Systems. [S. l.]:IEEE, 2008:893-900.
 [13] CLERC M, KENEDY J. The particle swarm: explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(1):58-73.
 [14] NEWAGY F A, FAHMY Y A, EL-SOUDANI M M S, et al. Designing near Shannon limit LDPC codes using particle swarm [C]//Proc of International Conference on Telecommunications & MICC. 2007:119-123.
 [15] 董彦非,郭基联,张恒喜.多机空战目标威胁评估算法[J].火力与指挥控制,2002,27(1):73-76.