改进粒子群优化BP神经网络的目标威胁估计

黄 璇[1,2],郭立红[1],李 姜[2],于 洋[2]

(1.中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所,长春 130033;2.中国科学院大学,北京 100039)

摘 要:为了提高目标威胁估计精度,提出一种运用改进粒子群算法优化BP神经网络的方法。为了避免陷入局部极值,将变异过程引入粒子群算法中,并对相关参数进行优化,形成改进粒子群算法,对BP神经网络的初始权值和阈值进行优化。利用样本数量不同的训练集对网络进行训练,并用60组测试集数据对网络进行验证。实验结果表明,改进粒子群优化BP神经网络目标威胁估计算法具有更高的预测精度,在训练样本数量较小时能够获得较好的预测能力,可以有效地完成目标威胁估计。

关键词:信息处理技术;威胁估计;粒子群优化算法;BP神经网络;参数优化

中图分类号:TP391.9 **文献标志码**:A **文章编号**:1671-5497(2017)03-0996-07

DOI:10.13229/j.cnki.jdxbgxb201703042

Target threat assessment based on BP neural network optimized by modified particle swarm optimization

HUANG Xuan[1,2],GUO Li-hong[1],LI Jiang[2],YU Yang[2]

(1.*Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun* 130033, *China*;2.*University of Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100039,*China*)

Abstract:An algorithm for target threat assessment based on Back Propagation (BP) neural network optimized by Modified Particle Swarm Optimization (MPSO) is proposed to improve the prediction accuracy of target threat. In this MPSO algorithm, mutation operator and optimization for several parameters are introduced in PSO to avoid the particle plunging into the local optimization. The MPSO algorithm is employed to optimize the initial weights and thresholds of the BP neural network. Then the BP neural network optimized by MPSO is trained by training sets of different sample sizes. 60 sets of target threat data are adopted to test the performance of MPSO-BP in target threat prediction. Experimental results show that the prediction accuracy of target threat assessment algorithm based on MPSO-BP is higher than that based on some traditional algorithms, which proves the efficiency of the proposed algorithm in solving target threat assessment problem in spite of the small sample size of training set.

Key words:information processing technology; threat assessment; particle swarm optimization(PSO) algorithm; BP neural network; parameter optimization

收稿日期:2016-01-15.

基金项目:国家自然科学基金项目(61205143).

作者简介:黄璇(1988-),男,博士研究生.研究方向:多源引导信息融合.E-mail:huangxuan@ceprei.biz

通信作者:郭立红(1964-),女,研究员,博士.研究方向:光电对抗装备总体设计.E-mail:guolh@ciomp.ac.cn

?1994-2018 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

0　引　言

对敌方目标进行威胁估计，主要是对其杀伤能力和威胁程度进行估计。威胁估计在信息融合模型中处于第 3 级，对于估计作战事件出现的严重程度有重要作用，为决策和指挥提供支持。目前常用的目标威胁估计方法包括 Bayes 推理[1]、直觉模糊集[2]、层次分析法[3]、Vague 集[4]、支持向量机等[5,6]。

近年来，智能技术，特别是神经网络技术在控制[7,8]、图像处理[9]等领域得到了广泛应用。文献[10]成功地将 BP(Back propagation)神经网络应用于目标威胁估计之中。但是，神经网络容易陷入局部极值，特别是对于处理小样本、高维度问题，其收敛速度会变慢，网络性能也会变差。此外，一旦初始权值和阈值选取不恰当，将使其难以收敛，无法获得较好的预测效果。

粒子群优化(Particle swarm optimization，PSO)算法是一种较新的群智能优化算法，可以对各种连续和离散问题的参数进行寻优操作，具有精度高、收敛快的特点，在目标跟踪[11]、参数辨识[12]、信号处理[13]等领域有较好的应用。然而 PSO 算法也具有容易陷入局部最优解的缺点，导致经过寻优获得的参数在处理 BP 网络小样本训练问题时可能还不如未经优化的网络。

为解决 PSO 算法容易陷入局部极值的问题，本文对 PSO 算法的相关参数进行改进，并引入变异运算，形成改进的粒子群优化(Modified particle swarm optimization，MPSO)算法，以此建立改进粒子群优化 BP 神经网络(BP neural network optimized by modified PSO，MPSO-BP)算法。运用个体粒子代表网络的权值和阈值，以网络的预测误差作为个体粒子的适应度，通过 MPSO 算法对粒子进行寻优，得到最优解，并以此来构造 BP 神经网络。最后，采集样本数量不同的目标威胁估计训练集对 MPSO-BP 进行训练，运用测试集数据验证网络的预测性能，并与 BP、PSO-BP 算法的性能进行比较。

1　粒子群优化算法

1.1　基本粒子群优化算法

PSO 算法[14]是一种经典的群智能算法，由以下 4 部分构成：①初始化；②适应度计算；③极值更新；④位置和速度更新。

假设在 S 维空间中，种群 $\boldsymbol{X}=(\boldsymbol{X}_1,\boldsymbol{X}_2,\cdots,\boldsymbol{X}_n)$ 中的每一项代表一个粒子。各项有其相应的位置，即优化问题的一个可能的解，用 S 维向量 $\boldsymbol{X}_i=(x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{iS})^{\mathrm{T}}(i=1,2,\cdots,n)$ 来表示，其速度 $\boldsymbol{V}_i=(v_{i1},v_{i2},\cdots,v_{iS})^{\mathrm{T}}$。根据目标函数可以计算其适应度。迭代时有两个主要的依据，一个是个体极值 $\boldsymbol{P}_{\mathrm{i}}=(P_{\mathrm{i1}},P_{\mathrm{i2}},\cdots,P_{\mathrm{iS}})^{\mathrm{T}}$，表示某一个体在迭代历史中的得到其最优适应度时所在的位置；另一个是全局极值 $\boldsymbol{P}_{\mathrm{g}}=(P_{\mathrm{g1}},P_{\mathrm{g2}},\cdots,P_{\mathrm{gS}})^{\mathrm{T}}$，表示全体在迭代历史中得到最优适应度时所在的位置。迭代时粒子的速度和位置可以根据 $\boldsymbol{P}_{\mathrm{i}}$ 和 $\boldsymbol{P}_{\mathrm{g}}$ 按照式(1)(2)进行更新：

$$v_{ij}^{k+1}=\omega v_{ij}^{k}+c_1r_1(P_{ij}^{k}-x_{ij}^{k})+c_2r_2(P_{\mathrm{g}j}^{k}-x_{ij}^{k}) \tag{1}$$

$$x_{ij}^{k+1}=x_{ij}^{k}+v_{ij}^{k+1} \tag{2}$$

式中：k 代表当前处于第 k 次迭代；ω 为惯性权重；$j=1,2,\cdots,S$；c_1 和 c_2 分别为局部加速因子和全局加速因子；r_1 和 r_2 为[0,1]间随机数；ωv_{ij}^{k} 为粒子的惯性行为；$c_1r_1(P_{ij}^{k}-x_{ij}^{k})$ 为粒子对自身实力进行认知的行为；$c_2r_2(P_{\mathrm{g}j}^{k}-x_{ij}^{k})$ 为粒子对周围环境进行认知的行为。

粒子根据自身和全局的经验向最优位置搜索移动。迭代时需保证 $x\in[x_{\min},x_{\max}]$，$v\in[v_{\min},v_{\max}]$。

基本 PSO 算法使用简单、寻优速度较快，但同时也存在如下问题：

(1)局部极值问题：算法迭代时，所有粒子都向当前最优解移动，种群搜索空间不断缩小，形成粒子种群快速趋同效应[15]，但是此时的最优位置可能只是某一局部搜索空间里的最优位置，搜索陷入局部极值之中，导致早熟收敛，失去粒子之间所需要保持的多样性。

(2)收敛精度问题：粒子在搜索移动时，受惯性行为 ωv_{ij}^{k} 的影响，当惯性因子较大时，粒子的收敛速度会很快，但当粒子靠近最优解时又会受到高惯性权重的影响而不能精细地搜索，使得收敛精度不高。

基本 PSO 算法的这些问题会导致当训练样本数较低时，对网络进行优化后的预测误差甚至会大于未经过优化的。因此，为了提高预测精度，使其能在小样本训练中发挥作用，需对 PSO 算法进行改善。

1.2　改进粒子群优化算法

局部极值的产生，是基本 PSO 算法在迭代更

?1994-2018 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

新时由于粒子对自身和全局环境认知的分配不均而引起的。因此需要在迭代过程中,对粒子的自身历史能力认知和全局环境认知进行动态分配。基于此,对基本PSO算法进行如下改进:

(1)对参数的改进

惯性权重 ω 用于保持运动的惯性,调节所搜索区域的大小,而因子 c_1 和 c_2 则代表了将其推向 $\boldsymbol{P}_i$ 和 $\boldsymbol{P}_g$ 的权重。在迭代初期,粒子应在一个较大的范围内去搜索最优解,并且粒子移动应以自身认知为主,保持粒子的多样性,故此时 ω 和 c_1 应较大而 c_2 较小;而在迭代后期,粒子应更多地受控于此时的全局最优解,并在其附近进行精细的局部搜索,故此时 ω 和 c_1 应较小而 c_2 较大。基于此,本文在每次迭代时对3个参数进行如下操作:

$$\begin{cases}\omega^k = [(\omega_0-\omega_1)\cos(\pi k/K)+(\omega_0+\omega_1)]/2\\ c_1^k = c_{10}-(c_{10}-c_{11})(1-k/K)\\ c_2^k = c_{20}+(c_{21}-c_{20})(1-k/K)\end{cases} \tag{3}$$

式中:ω_0、ω_1 分别为 ω 的起始取值和最终取值;c_{10}、c_{11} 分别为 c_1 的起始取值和最终取值;c_{20}、c_{21} 分别为 c_2 的起始取值和最终取值;k、K 分别为迭代次数的当前取值和最大取值。

c_1 随着迭代次数线性递减,c_2 则线性递增,并且初始的 c_{10} 应大于 c_{20},终止时的 c_{11} 小于 c_{21},即迭代初期侧重于自身认知,末期侧重于全局认知,从而保证粒子对自身认知能力和全局认知能力的动态分配。ω 按照余弦函数递减,既保证了迭代开始阶段能快速搜寻最优解且持续较长时间,不至于过早地陷入局部搜索,又能在迭代后期以一个较为平缓的速度变化率去进行精细搜索。

(2)引入变异操作

为进一步扩大搜索空间,减小出现局部极值的可能,每次更新之后,对粒子按照一定的概率 p 重新初始化,即:

$$x_{ij} = \begin{cases}x_{ij}+(x_{ij}-x_{\min})(1-k/K)a, a>0.5\\ x_{ij}-(x_{ij}-x_{\max})(1-k/K)a, a\leqslant 0.5\end{cases} \tag{4}$$

式中:a 为[0,1]内的一个随机数,决定粒子朝向最大或最小的方向变异。

变异概率 p 由式(5)确定:

$$p^k = [(p_1+p_0)-(p_1-p_0)\cos(\pi k/K)]/2 \tag{5}$$

式中:p_0、p_1 分别为 p 的起始取值和最终取值,令 $p_0<p_1$,使得 p 的取值按余弦函数递增。

由于迭代初期的搜索空间较大,因而变异概率可以较小,粒子在前述3个参数确定的范围内搜索和移动即可;而迭代后期由于粒子向最优解移动,搜索空间范围已经较小,此时加大变异概率可以进一步防止陷入局部极值。

2 基于MPSO-BP的目标威胁估计

作为一种高级信息融合过程,威胁估计是在综合考虑敌方破坏力、运动能力、机动能力等因素的基础上,对敌方的战术含义和威胁程度或严重性进行估计。按照属性特征划分,威胁估计因素包括目标速度、航向角等定量因素和目标类型、干扰能力等定性因素。本文选取目标速度(V)、目标航向角(θ)、目标高度(H)、目标距离(R)、目标类型、目标干扰能力6个典型指标,构建如图1所示的MPSO-BP算法。

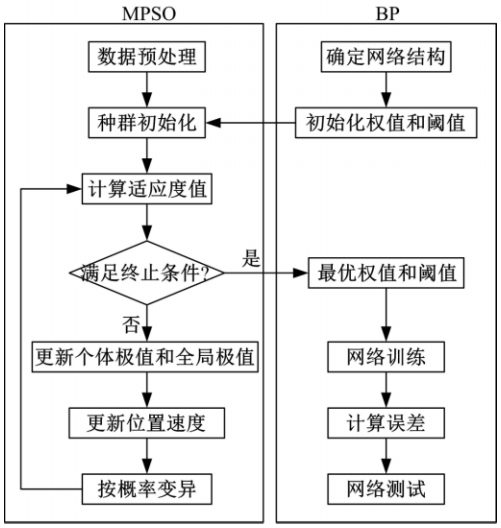

图1 MPSO-BP算法流程图

Fig. 1 Flowchart of MPSO-BP algorithm

该算法可以分为两部分,一是图中左侧的MPSO优化部分;二是图中右侧的网络训练部分。运用左侧MPSO的粒子代表右侧所确定网络的权值和阈值,以右侧网络所求得的预测误差作为此粒子的适应度,以适应度值为基础按照MPSO方法对粒子进行寻优,通过迭代更新找到最优的个体粒子,以此作为网络的初始权值和阈值。

(1)初始化

包括网络结构的确定、种群的编码以及各个参数的选取。其中,采用三层网络结构,每个个体需包含全部的权值和阈值,即输出层(Output layer)与隐层(Hidden layer)、隐层与输入层

?1994-2018 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

(Input layer)的连接权值以及输出层和隐层的阈值。因此，粒子的维度 S 应为：

$$S = S_{in}S_h + S_hS_{out} + S_h + S_{out} \tag{6}$$

式中：S_{in}、S_h、S_{out} 分别为输入层、隐层和输出层的结点数。

对于目标威胁估计问题，6 个典型指标对应 6 个输入层，网络输出为威胁估计值，因此输出层结点数为 1，隐层有 11 个结点。维度 $S=89$，包含 77 个权值和 12 个阈值。

(2)适应度函数选取

将误差作为 MPSO 的适应度，即：

$$F_i = \sum_{j=1}^{M} (\hat{y}_{ij} - \bar{y}_{ij})^2 \tag{7}$$

式中：$\hat{y}_{ij}$、$\bar{y}_{ij}$ 分别为训练的实际输出值和期望输出值；M 为网络 Output layer 的结点数，在目标威胁估计问题中，有 $M = 1$。

(3)迭代更新

在 MPSO 优化阶段，利用式(7)计算每个粒子的 F_i，以此确定每次的 $\boldsymbol{P}_i$ 和 $\boldsymbol{P}_g$；利用式(1)(2)对位置 x_i 和速度 v_i 进行更新，每次更新时，利用式(3)确定各个参数的取值；在每次更新后，按照式(5)确定的概率重新对 x_i 初始化(见式(4))。

更新后，重新计算适应度 F_i，并根据 F_i 更新 $\boldsymbol{P}_i$ 和 $\boldsymbol{P}_g$ 的取值。重复迭代操作，直至满足 $k = K$，从而获得最优解。

3　MPSO-BP 算法验证

3.1　仿真参数设置

运用 Matlab R2009a，编程实现 MPSO-BP 目标威胁估计算法。从目标威胁数据库中按均匀分布随机抽取 300 组原始数据作为训练集，按照目标类型分类，大型目标、小型目标、直升机各 100 组数据。再用同样的分类方式抽取 60 组数据组成测试集。部分的原始数据如表 1 所示。原始数据需在归一化后再注入到 MPSO-BP 算法中。

对于 MPSO 部分，设置种群规模 $n = 30$；最大迭代次数 $K = 300$；粒子位置区间为[−5，5]，粒子速度取值区间为[−1，1]；其他变化的参数为：$c_{10} = 2.5$、$c_{11} = 1.25$、$c_{20} = 0.5$、$c_{21} = 2.5$、$P_0 = 0.05$、$P_1 = 0.35$、$\omega_0 = 1$ 以及 $\omega_1 = 0.1$。网络部分，设置学习率为 0.1，训练目标为 1.0×10^{-5}。

表 1　部分原始数据

Table 1　Part of original data

序号	目标类型	速度/(m·s^{-1})	航向角/(°)	高度/m	距离/km	干扰能力	目标威胁值
1	大型目标	600	3	1000	100	中	0.637
2	大型目标	800	4	5000	200	强	0.339
3	大型目标	650	12	1200	80	中	0.517
4	大型目标	400	6	1500	100	中	0.571
5	大型目标	380	16	800	200	强	0.683
6	小型目标	500	10	800	50	强	0.834
7	小型目标	700	12	700	120	强	0.743
8	小型目标	850	15	400	80	中	0.764
9	小型目标	650	18	1200	75	强	0.801
10	小型目标	750	8	1100	90	强	0.707
11	直升机	80	15	400	50	弱	0.394
12	直升机	110	3	600	80	弱	0.279
13	直升机	95	9	600	75	弱	0.268
14	直升机	100	7	550	90	弱	0.308
15	直升机	115	12	750	70	中	0.357

为了验证 MPSO-BP 目标威胁估计算法的有效性，本文采用 BP 网络和 PSO-BP 网络解决目标威胁估计问题。对于前者，其参数设置与本文方法的 BP 部分相同；对于后者，则不引入变异过程且设置 $c_1 = 1.4$、$c_2 = 1.6$、$\omega = 1$，其余部分与本文方法相同。

3.2　仿真结果

采用经过全部训练集数据训练后的 3 种方法

?1994-2018 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

对全部威胁估计测试数据进行预测。获得各方法的预测结果及误差如图2所示。

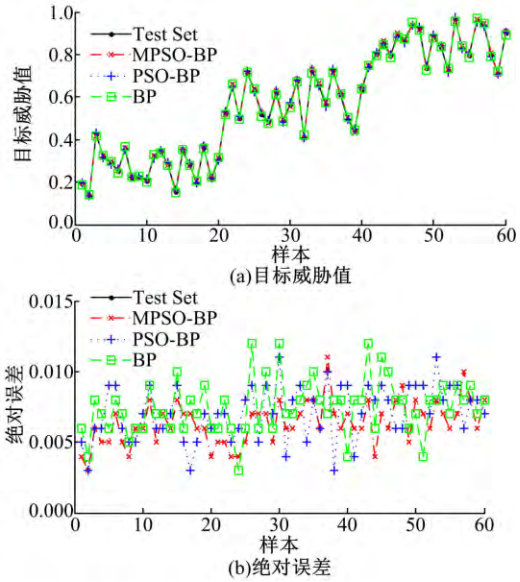

图2 训练集样本为300时的预测结果及误差

Fig. 2 Predictive results and errors with 300 training samples

从图2中可以看出,3种算法都可以较好地对60组测试集数据完成目标威胁估计,绝对误差均不大于0.012,大都在0.01以内。在其中的41个样本点处(约占总样本量的2/3),MPSO-BP网络的预测误差要小于另外两种算法,MPSO-BP的绝对误差平均值也是三者中最小的。

从300组训练集数据中按照目标类别1∶1∶1的比例随机抽取150组,同样再对3种网络进行训练,采用训练好的3种网络对同样的测试集进行目标威胁估计,预测结果及误差如图3所示。

从图3可以看出,当训练样本数量减少为150时,3种算法的预测误差均有所增加,PSO-BP和BP网络的平均误差增加约40%。而本文网络的预测误差基本都小于0.01,展现出较好的预测能力。

从300组训练集数据中按照目标类别1∶1∶1的比例随机抽取75组,同样对3种网络进行训练,并对同样的测试集进行目标威胁估计,结果及误差如图4所示。

从图4可以看出,当训练样本数量减少为最初的1/4时,PSO-BP和BP网络的误差急剧增加,后者的最大误差达到了0.031,而前者的平均误差甚至要大于后者,没有展现出算法应有的优化效果。而本文方法的预测误差集中在0.01附近,并且平均值小于0.01,展现出较好的预测能力。

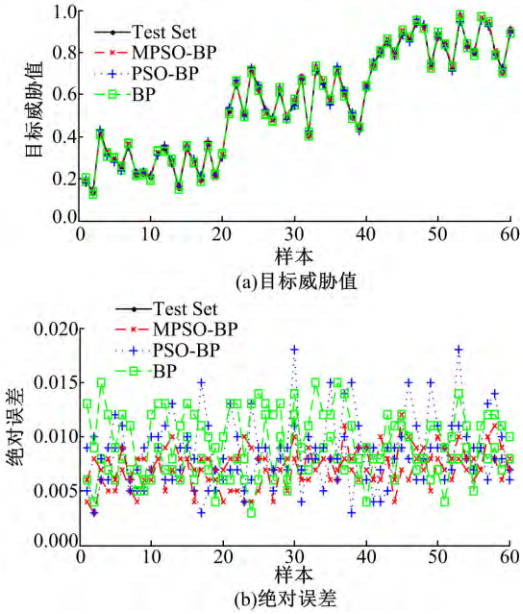

图3 训练集样本为150时的预测结果及误差

Fig. 3 Predictive results and errors with 150 training samples

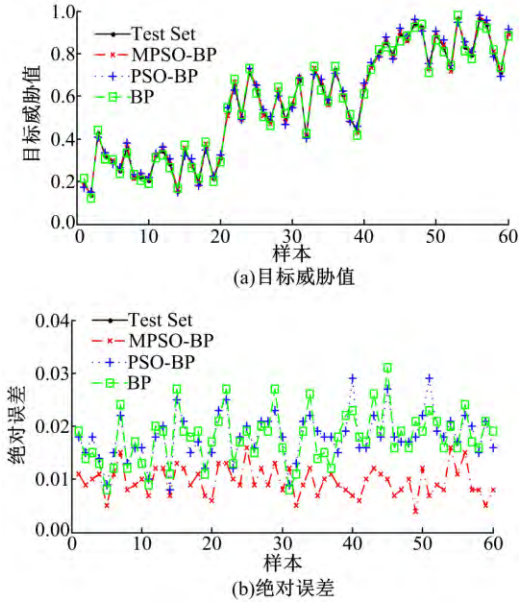

图4 训练集样本为75时的预测结果及误差

Fig. 4 Predictive results and errors with 75 training samples

表2给出了在经过不同样本数量的训练集数据训练后,MPSO-BP网络、PSO-BP网络和BP网络对于60组目标威胁估计测试集数据的绝对预测误差的平均值。

?1994-2018 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

从图 2～图 4 和表 2 误差的变化可以看出，当所采用的训练集中样本数量较大时，3 种网络的精度相当，都能较好地解决目标威胁估计问题，MPSO-BP 的预测误差略小于另外两种网络。而当所采用的训练集中样本数量较小时，PSO-BP 方法容易产生局部极值，其预测误差反而大于未经优化的原始网络。而对于 MPSO-BP 算法，由于加入了变异过程，可以有效地避免粒子种群快速趋同效应，其预测结果最接近真实值，预测误差为三者中最小，MPSO-BP 算法通过较小的训练代价即可获得较高的预测精度。

表 2　三种网络在不同样本数下的绝对误差平均值

Table 2　Average of absolute predictive error of three networks with different quantities of training set

训练样本数量	MPSO-BP	PSO-BP	BP
300	0.0064	0.0071	0.0075
150	0.0080	0.0099	0.0107
120	0.0083	0.0129	0.0138
75	0.0097	0.0181	0.0179
60	0.0098	0.0189	0.0191

4　结束语

根据目标威胁估计的特点，综合考虑各种影响因素，提出了基于 MPSO-BP 的目标威胁估计方法。选取 6 个典型指标，在训练集样本数量不同的情况下分别对 BP 网络、PSO-BP 网络和 MPSO-BP 网络进行仿真实验比较。结果表明：在训练集较少的情况下，本文方法能够克服快速趋同效应的影响，降低陷入局部极值的可能，其预测误差小于另外两种网络。因此，基于改进粒子群算法优化的 BP 神经网络具有良好的预测能力，可以有效地完成对作战目标威胁的估计。

参考文献：

[1] 王小龙，宋裕农，丁文强. 基于分层贝叶斯网络的反潜编队对潜威胁估计[J]. 火力与指挥控制，2014，39(4)：82-85.
Wang Xiao-long, Song Yu-nong, Ding Wen-qiang. Method for evaluate threat of anti-submarine war fleet to submarine based on hierarchical bayesian network[J]. Fire Control and Command Control, 2014, 39(4): 82-85.

[2] 王毅，刘三阳，张文，等. 属性权重不确定的直觉模糊多属性决策的威胁评估方法[J]. 电子学报，2014，42(12)：2509-2514.
Wang Yi, Liu San-yang, Zhang Wen, et al. Threat assessment method with uncertain attribute weight based on intuitionistic fuzzy multi-attribute decision [J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(12): 2509-2514.

[3] 谷向东，童中翔，柴世杰，等. 基于 IAHP 和离差最大化 TOPSIS 法目标威胁评估[J]. 空军工程大学学报：自然科学版，2011，12(2)：27-31.
Gu Xiang-dong, Tong Zhong-xiang, Chai Shi-jie, et al. Target threat assessment based on TOPSIS combined by IAHP and the maximal deviation[J]. Journal of Air Force Engineering University(Natural Science Edition), 2011, 12(2): 27-31.

[4] 耿涛，卢广山，张安. 基于 Vague 集的空中目标威胁评估群决策方法[J]. 系统工程与电子技术，2011，33(12)：2686-2690.
Geng Tao, Lu Guang-shan, Zhang An. Group decision-making method for air target threat assessment based on Vague sets[J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(12): 2686-2690.

[5] 黄璇，郭立红，李姜，等. 磷虾群算法优化支持向量机的威胁估计[J]. 光学精密工程，2016，24(6)：1448-1455.
Huang Xuan, Guo Li-hong, Li Jiang, et al. Three assessment of support vector machine optimized by Krill Herd algorithm[J]. Optics and Precision Engineering, 2016, 24(6): 1448-1455.

[6] 李姜，郭立红. 基于改进支持向量机的目标威胁估计[J]. 光学精密工程，2014，22(5)：1354-1362.
Li Jiang, Guo Li-hong. Target threat assessment using improved SVM[J]. Optics and Precision Engineering, 22(5): 1354-1362.

[7] 程帅，孙俊喜，曹永刚，等. 增量深度学习目标跟踪[J]. 光学精密工程，2015，23(4)：1161-1170.
Cheng Shuai, Sun Jun-xi, Cao Yong-gang, et al. Target tracking based on incremental deep learning [J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(4): 1161-1170.

[8] 赵博，李成浩，李元春. 基于故障在线估计的可重构机械臂分散容错控制[J]. 吉林大学学报：工学版，2014，44(6)：1729-1735.
Zhao Bo, Li Cheng-hao, Li Yuan-chun, et al. Online fault estimation based on decentralized fault tolerant control for reconfigurable manipulators [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2014, 44(6): 1729-1735.

[9] 杨娜，陈后金，李艳凤，等. 基于改进的脉冲耦合神

?1994-2018 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

经网络模型的图像分割[J]. 吉林大学学报:工学版,2013,43(3):758-763.
Yang Na, Chen Hou-jin, Li Yan-feng, et al. Algorithm of image segmentation based on the improved pulse coupled neural network model[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition),2013,43(3):758-763.

[10] 罗艳春,郭立红,姜晓莲,等. 基于模糊神经网络的空中目标威胁估计[J]. 微计算机信息,2007,23(34):268-270.
Luo Yan-chun, Guo Li-hong, Jiang Xiao-lian, et al. Threat assessment for aerial target based on fuzzy neural network[J]. Microcomputer Information, 2007,23(34):268-270.

[11] 李东年,周以齐. 采用改进粒子群优化粒子滤波的三维人手跟踪[J]. 光学精密工程,2014,22(10):2870-2878.
Li Dong-nian, Zhou Yi-qi. Three dimensional hand tracking by improved particle swarm optimized particle filter[J]. Optics and Precision Engineering, 2014,22(10):2870-2878.

[12] 刘青,李阳. 基于多尺度径向基函数的时变系统辨识[J]. 北京航空航天大学学报,2015,41(9):1722-1728.
Liu Qing, Li Yang. Identification of time-varying systems using multi-scale radial basis function[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics,2015,41(9):1722-1728.

[13] Ko C N, Chang Y P, Wu C J, et al. A PSO method with nonlinear time-varying evolution for optimal design of harmonic filter[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2009,23(1):437-444.

[14] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]// Proceeding of the IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia,1995: 1942-1948.

[15] Ling S H, Iu H, Leung F H, et al. Improved hybrid particle swarm optimized wavelet neural network for modeling the development of fluid dispensing for electronic packaging[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2008,55(9):3447-3460.

?1994-2018 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net