

基于改进 BP 神经网络的导弹攻击区计算

张振兴, 杨任农, 房育寰, 丁健

(空军工程大学 航空航天工程学院, 陕西 西安 710038)

摘要: 针对传统导弹攻击区计算方法和 BP 神经网络算法的不足, 在 BP 神经网络的基础上, 建立了基于动态变结构 BP 神经网络的导弹攻击区模型。该模型通过在权值向量更新公式中引入冲量函数, 加快了网络的搜索速度和精度, 保证了网络获得全局最优值; 通过实时调整隐含层节点数目, 可以将网络结构优化, 极大地提升了网络的灵活性。仿真结果表明, 与传统导弹攻击区计算方法和 BP 神经网络相比, 动态变结构 BP 神经网络具有更好的计算能力和收敛速度, 可以快速、准确地完成导弹攻击区计算。

关键词: BP 神经网络; 动态变结构神经网络; 导弹攻击区

中图分类号: TJ765.1

文献标识码: A

文章编号: 1002-0853(2018)02-0048-05

DOI: 10.13645/j.cnki.f.d.20171222.005

Calculation of missile launch envelopes based on dynamic improved structured BP neural network

ZHANG Zhen-xing, YANG Ren-nong, FANG Yu-huan, DING Jian

(Aeronautics and Astronautics of Engineering College, AFEU, Xi'an 710038, China)

Abstract: According to the defects of the traditional methods of missile launch envelopes and back-propagation (BP) neural network, based on the introduction of BP neural network, a missile launch envelopes model is proposed. The model is based on dynamically structure changed BP neural network. By introducing a momentum into weight vector update formula, the accuracy and search speed of the network were improved, and the optimal value was guaranteed. By adjusting the number of the hidden nodes in real time, the structure of the network was optimized, thus, promoting the network's flexibility. The simulation results show that, compared with the traditional methods and BP neural network, dynamic changed structured BP neural network has better prediction ability and can estimate air target threat accurately.

Key words: BP neural network; dynamic structure changed neural network; missile launch envelopes

0 引言

导弹攻击区是指目标周围的一个空间区域, 载机在此区域内发射导弹能满足脱靶距离的要求, 并以一定的概率毁伤目标。攻击区的计算为火力控制系统选择合适时机和恰当火力打击密度提供主要的参考条件, 具有一定的研究价值。

目前关于导弹攻击区的研究主要有快速模拟法、查表插值法和逼近拟合法^[1-3]。快速模拟法可以提高速度简化模型, 但实际应用价值不大。查表插值法需要提前在火控系统中存储各种攻击区数据^[4], 占用空间较大且速度和精度得不到保证。在各种逼近拟合方法中, BP 神经网络拟合方法较为先

进^[5], 但 BP 神经网络自身存在一些不可避免的缺陷, 比如网络结构难以确定、易陷入局部最优值以及过拟合等。当训练样本维数增加时, BP 神经网络的性能和收敛速度将会受到极大的影响, 并且若初始权值和阈值选择不好, 网络将难以收敛, 致使预测效果变差^[6]。

因此, 本文从两个方面对传统 BP 神经网络模型进行改进: (1) 权值向量更新公式。在权值向量更新公式中引入一个冲量, 保证神经网络获得全局最优值; (2) 神经网络结构。首先建立一个复杂的神经网络模型, 然后通过修剪某些不重要的连接来减小模型的复杂度, 从而实现神经网络结构的自我

收稿日期: 2017-06-08; 修订日期: 2017-10-26; 网络出版时间: 2018-01-11 10:58

基金项目: 国家自然科学基金资助(71501184); 航空科学基金资助(20155196022); 陕西省自然科学基金资助(2016JQ6050)

作者简介: 张振兴(1993-), 男, 黑龙江鸡西人, 硕士研究生, 主要从事人工智能、机器学习和神经网络研究;

杨任农(1969-), 男, 四川彭州人, 教授, 博士生导师, 主要从事进化计算、深度学习、人工智能和复杂网络研究。

调整,直到模型的训练误差下降到一个可以接受的水平。在此基础上,建立动态变结构BP神经网络导弹攻击区计算模型。仿真结果表明,动态变结构BP神经网络的计算误差明显小于BP神经网络,动态变结构BP神经网络导弹攻击区计算模型和算法可以快速、准确地完成导弹攻击区计算。

1 动态变结构BP神经网络

1.1 权值向量更新公式改进

传统的BP神经网络对于每个网络权值使用下式进行更新^[7]:

$$w_{ji} = w_{ji} + \Delta w_{ji} = w_{ji} + \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} \quad (1)$$

式中: w_{ji} 为神经元之间的权值向量; Δw_{ji} 为权值变化量; η 为学习速率,用于控制每次训练权值改变的程度; E 为每次训练得到的误差和。

由式(1)可以看出,反向传播算法的搜索方式采用的是贪心策略。由于权值向量的搜索空间是非线性的,使用贪心策略的反向传播算法搜索到局部最优点之后,权值的更新公式就会停止搜索其他点,仅仅可以找到局部最优值,不一定能找到全局最优值。一般可以通过引入一个冲量(momentum)常数来解决这个问题,即:

$$\left. \begin{aligned} w_{ji} &= w_{ji} + \Delta w_{ji} \\ \Delta w_{ji} &= \eta \delta_j x_{ji} + \alpha \Delta w_{ji}(n-1) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中: $\alpha(0 \leq \alpha < 1)$ 为冲量常数; $\Delta w_{ji}(n-1)$ 为当前迭代次数的权值向量与上一次迭代过程的权值向量的差值。引入冲量,搜索公式将在局部最优点处继续搜索一定的步长,可以避免权值更新公式搜索到局部最优点之后就停止搜索,并且冲量还可以在梯度不变的区域逐渐增大搜索步长,从而加快搜索速度。

本文对冲量进行改进,将冲量重新定义为一个关于迭代次数的函数:

$$\alpha(n) = \alpha(n-1) + I_{ji} \quad (3)$$

式中: I_{ji} 为权值连接的神经元的激活水平。若 I_{ji} 大于一定值,则 $\alpha(n)$ 就增加一定的冲量,从而加快搜索速度;若 I_{ji} 小于一定值,则 $\alpha(n)$ 就减少一定的冲量,从而增加搜索的精度。可以看出,冲量可以根据权值梯度的区域变化而动态地调整搜索步长,从而增加网络的收敛性能。

1.2 网络结构的改进方式

传统BP神经网络的sigmoid单元结构是固定的,而测试数据集合的不同分布对于网络结构有很大的影响。一般而言,神经网络的结构与其复杂度

是相关的,结构越复杂,其复杂度越高;结构越简单,其复杂度越低。对于本质复杂的模型产生的数据,使用复杂度较高的模型进行拟合可以取得更好的效果,误差率更低,泛化能力更好;而对于本质简单的模型产生的数据,就会出现“过拟合”现象。一般情况下,由于获取的数据分布是未知的,所以相同结构的神经网络模型面对分布未知的数据,模型的灵活性欠佳。因此,如果网络的结构根据数据的复杂程度进行相应的变化,理论上应该有更好的效果。

动态修改网络结构有两种方法:

(1) 从不包含隐藏单元的网络开始,根据需要,动态地增加隐藏单元来训练网络,直到训练误差降低到可以接受的水平。根据仿真实验,这种方法表现效果并不好。因为算法可以无限制地增加隐藏单元,导致模型的复杂程度不断增高,从而出现“过拟合”的现象,并且其训练成本也在增加;

(2) 使用相反的策略,首先组成一个复杂的神经网络,然后通过某种准则不断地减少某些连接或者某些节点。由繁入简,以此来减少过拟合概率,同时降低训练成本。

判断是否需要去掉某些连接的传统方法是看某些权值是否接近0,如果某些权值接近0,则可以将这些连接去掉。本文通过定义连接的“显著性”水平—— $\partial E / \partial w$ 来判断是否需要去掉某些连接,若某个连接的显著性尺度较小,就可以去掉这个连接,直到网络的训练误差降低到可以接受的水平。前文说明在每层节点足够多的情况下,包含两层sigmoid单元的前馈网络就可以在一定精度下拟合任意形式曲面。所以本文给出的网络模型的初始状态是包含两层sigmoid单元的网络模型,每层的sigmoid单元足够进行训练。

1.3 改进的反向传播算法

算法输入为训练样本 training_examples 中的每一个训练样本,表示为 $\langle x, t \rangle$,其中 x 为网络输入值向量, t 为网络输出值向量; η 为学习速率; n_{in} 为网络输入层单元个数; n_{out} 为网络输出层单元个数; n_{hid} 为网络隐藏层单元个数; x_{ji} 为从单元 i 到单元 j 的输入表示; w_{ji} 为单元 i 到单元 j 的权值表示。输出为 o_u 。步骤如下:

步骤1: 创建具有 n_{in} 个输入单元、 n_{hid} 个隐藏单元、 n_{out} 个输出单元的网络,其中 n_{in} 、 n_{hid} 和 n_{out} 根据具体情况确定;

步骤2: 初始化所有的网络权值为较小的随机值(一般取值为 $[-0.05, 0.05]$);

步骤3: 将实例 x 输入网络,计算网络中每个单

元 u 的输出 o_u ;

步骤 4: 对于网络的每个输出单元 k , 计算它的误差项 δ_k , 其中 $\delta_k \leftarrow o_k (1 - o_k) (t_k - o_k)$;

步骤 5: 对于网络的每个隐藏单元 h , 计算它的误差项 δ_h , 其中 $\delta_h \leftarrow o_h (1 - o_h) \sum_{k \in \text{out}} w_{kh} \delta_k$;

步骤 6: 更新每个网络权值 w_{ji} , 其中 $w_{ji} \leftarrow w_{ji} + \Delta w_{ji}$, 而 $\Delta w_{ji} = \eta \delta_j x_{ji} + \alpha(n) \Delta w_{ji}(n-1)$;

步骤 7: 确定网络权值更新公式的冲量 $\alpha(n) = \alpha(n-1) + I_{ji}$;

步骤 8: 计算权值的“显著性”水平, 即变化 w 对 E 的影响, 并将“显著性”水平较低的连接去掉;

步骤 9: 若某个隐藏节点出现与输入节点或者输出节点完全无连接的情况, 则去掉该隐藏节点。若某个输出节点与隐藏节点出现无连接的情况, 则去掉该输出节点;

步骤 10: 判断是否满足终止条件(如误差低于可以接受的水平), 若满足终止条件, 算法停机并输出结果, 否则转步骤 3。

2 基于 BP 神经网络的导弹攻击区计算

2.1 导弹攻击区影响要素

导弹攻击区的计算首先需要提取影响要素, 攻击区的边界取决于多种因素, 在进行攻击区计算时常常考虑以下因素^[8]:

目前, 对导弹攻击区边界的拟合通常假设导弹在水平面内进行攻击, 即假设载机和目标在同一平面内或高度差很小, 可以忽略。载机与目标的高度和高度差、载机爬升或俯冲^[9]等攻击方式对导弹攻击区的影响也很大。为了使拟合得到的导弹攻击区边界更加准确, 在拟合时将高度差和载机攻击方式等因素考虑进去。中远程空空导弹攻击区的远边界、近边界可表示为:

$$\left. \begin{aligned} R_{\max} &= f_{\max}(H_M, H_T, V_M, V_T, N, \varepsilon, \eta, \theta) \\ R_{\min} &= f_{\min}(H_M, H_T, V_M, V_T, N, \varepsilon, \eta, \theta) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中: N 为目标机动过载; ε 为载机进入角; η 为导弹发射离轴角; θ 为载机倾角。

根据导弹发射离轴角对导弹攻击区远边界中最大允许发射距离的影响分析可知, 导弹发射离轴角对最大允许发射距离的影响很小, 可以忽略。综上, 导弹的最大允许发射距离可以表示为:

$$R_{\max} = f_{\max}(H_M, H_T, V_M, V_T, \varepsilon, \theta) \quad (5)$$

2.2 BP 神经网络导弹攻击区计算模型

本文根据不同的作战场景和不同的条件输入,

得出导弹攻击区边界值, 然后将这些不同态势情况下的边界值作为样本数据。为适应该模型, 在样本数据输入到动态变结构 BP 神经网络之前, 需要对数据进行清洗, 包括剔除“坏点”和数据归一化。之后, 建立相应的映射模型对数据进行训练, 得到导弹攻击区模型。最后, 在实际作战中, 直接使用计算模型对数据进行评估, 从而得到导弹攻击区边界值。这样可以在实际作战中满足作战实时性的要求。基于动态变结构 BP 神经网络计算模型如图 1 所示。

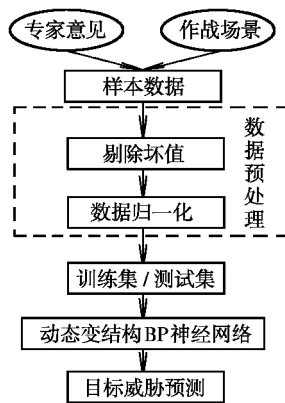


图 1 计算模型

Fig. 1 Calculating model

2.2.1 数据预处理

对于得到的数据表格, 需要对数据进行清洗, 从而为模型后一步处理提供方便。

(1) 剔除坏值

首先需要剔除“坏点”, 即一些由于传感器噪声干扰或者统计因素导致的偏离正常样本区间的样本数据值。剔除“坏点”的原则为: 若一个样本点在某一属性上的值, 位于所有样本点在这一属性上统计平均值的 3 倍标准差之外, 就可以认为这个点是“坏点”, 需要被剔除。

(2) 数据归一化

本文数据经过剔除“坏点”并进行区间量化后, 并不存在奇异样本数据。但是如果某些数据的范围较大, 在使用 BP 神经网络处理时就会出现神经网络收敛慢、训练时间长的问題, 因此为了保持数据范围的统一性, 本文对数据进行归一化处理。本文采用归一化处理方法如下: 若对于属性 A 的数据 x , 属性 A 中数据最小值为 $x_{\min} = \min(x)$, 最大值为 $x_{\max} = \max(x)$, 则归一化处理之后的数据 x^* 为:

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

2.2.2 训练集和测试集的产生

(1) 训练集的产生

为了保证训练数据拟合曲线的可靠性, 根据影

响导弹攻击区因素式(5) 将数据划分如下:

载机与目标高度设置8组,分别为:载机高度6 km,目标高度3 km,6 km,9 km;载机高度9 km,目标高度6 km,9 km,12 km;载机高度12 km,目标高度9 km,12 km。

载机与目标速度设置6组,分别为:载机马赫数0.9,目标马赫数0.6,0.9,1.2;载机马赫数1.2,目标马赫数0.6,0.9,1.2。

由于载机进入角在 $0^\circ \sim 180^\circ$ 范围内与 $180^\circ \sim 360^\circ$ 范围内对称,因此载机进入角选择13组,分别为 $0^\circ, 15^\circ, 30^\circ, 45^\circ, 60^\circ, 75^\circ, 90^\circ, 105^\circ, 120^\circ, 135^\circ, 150^\circ, 165^\circ, 180^\circ$ 。

载机倾角选择 $-15^\circ, 0^\circ, 15^\circ, 30^\circ$;共对 $6 \times 8 \times 13 \times 4 = 2496$ 组数据进行拟合。

(2) 测试集的产生

为测试网络的性能,选取原始数据对网络进行拟合验证,选取原始数据之外的随机数据对网络进行预测验证。下面第1组和第2组为原始数据,第3组和第4组为随机数据。第1组: $H_M = 6 \text{ km}, H_T = 9 \text{ km}, Ma_M = 0.6, Ma_T = 0.9, \theta = 15^\circ$;第2组: $H_M = 9 \text{ km}, H_T = 9 \text{ km}, Ma_M = 0.9, Ma_T = 0.9, \theta = 0^\circ$;第3组: $H_M = 8 \text{ km}, H_T = 9 \text{ km}, Ma_M = 1.0, Ma_T = 0.8, \theta = 15^\circ$;第4组: $H_M = 11 \text{ km}, H_T = 9 \text{ km}, Ma_M = 0.7, Ma_T = 1.1, \theta = 5^\circ$ 。

3 仿真验证与分析

两种算法的设定参数如下:目标误差 $\delta = 0.001$,最大迭代次数300次,对于传统BP神经网络,设定输入层单元个数 $n_{in} = 5$,根据Kolmogorov定理确定网络隐藏层单元个数 $n_{hid} = 12$,输出层单元个数 $n_{out} = 2$,学习速率 $\eta = 0.01$;对于改进BP神经网络,设定输入层单元个数 $n_{in} = 5$,初始网络隐藏层单元个数 $n_{hid0} = 20$,输出层单元个数 $n_{out} = 2$,初始学习速率 $\eta = 0.05$ 。

图2为改进BP神经网络在训练样本上的训练曲线。需要说明的是,改进后的BP神经网络在训练过程中,通过自动调节网络结构,最终形成了具有6个输入层单元、6个隐藏层单元和1个输出层单元的网络结构,是针对当前测试数据的最优结构。从图2中可以看出,使用改进后的BP神经网络训练样本,当迭代次数达到9次时,经过9次训练之后,网络误差达到目标误差0.001。

使用传统BP神经网络和改进BP神经网络在13个测试样本上的拟合结果如图3~图6所示。

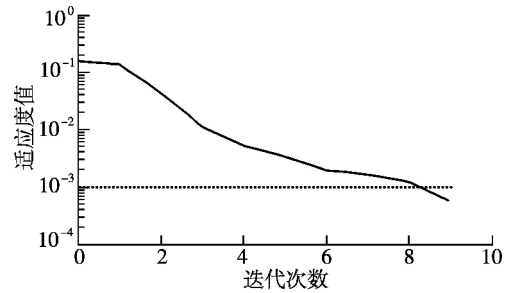


图2 改进BP神经网络训练曲线

Fig. 2 Training graph of improved neural network

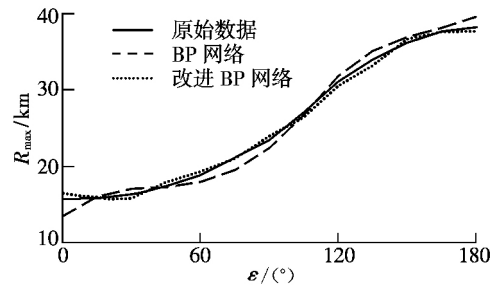


图3 第1组函数拟合结果

Fig. 3 Fitting results of the functions in the first group

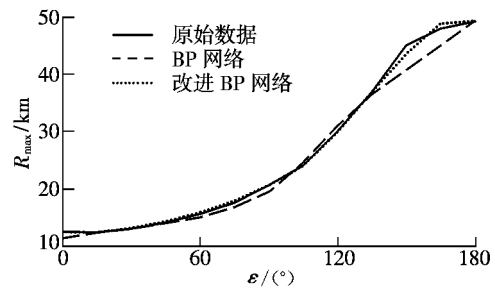


图4 第2组函数逼近结果

Fig. 4 Fitting results of the functions in the second group

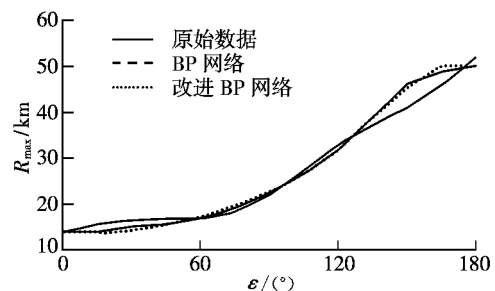


图5 第3组函数逼近结果

Fig. 5 Fitting results of the functions in the third group

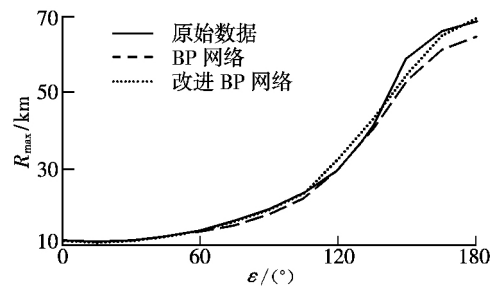


图6 第4组函数逼近结果

Fig. 6 Fitting results of the functions in the fourth group

从图 3~图 6 中可以看出,与传统 BP 神经网络相比,使用改进后的 BP 神经网络对原始数据进行逼近的误差显著降低,并且较好地对随机数据进行了预测。经过计算,传统 BP 神经网络在 13 个测试样本上,预测威胁值与实际威胁值之间的平均残差为 0.097 2,改进后的 BP 神经网络平均残差为 0.005 4。

从仿真结果可以看出,改进后的 BP 神经网络算法通过改变自身结构,有效地调整了模型的复杂度,并且显著地提高了模型的预测精度,避免了“过拟合”现象,减少了试验误差,具有很好的预测能力。同时,通过引入冲量函数,加快了网络的收敛速度和精度。因此,该模型及算法可以快速、准确地对导弹攻击区进行估计,为导弹攻击区计算提供了一条新的途径。

4 结束语

本文针对导弹攻击区计算的特点,充分考虑了影响导弹攻击区边界的各种因素,建立了动态变结构 BP 神经网络导弹攻击区计算模型,选取 6 个评价指标采集了 2 496 组数据进行仿真。结果表明,动态变结构 BP 神经网络的预测误差明显小于 BP 神经网络。动态变结构 BP 神经网络导弹攻击区计算模型和算法具有很好的预测能力,为导弹攻击区计算提供了一种快速、准确的新方法。

参考文献:

- [1] 易华,谢希权. 基于自适应模糊系统的多目标导弹攻击区解算[J]. 系统工程与电子技术, 2002, 24(1): 45-47.
- [2] 刘代军,高晓光,李言俊,等. 中远程空空导弹允许攻击区的快速模拟算法[J]. 西北工业大学学报, 1999, 17(4): 530-533.
- [3] 王宏伦,佟明安. 空空导弹攻击区处理的拟合插值法[J]. 火力与指挥控制, 1998, 23(4): 14-18.
- [4] Shtessel Y B, Shkolnikov I A. Smooth second-order sliding modes: missile guidance application[J]. Automatic, 2007, 43(8): 1470-1476.
- [5] 黄国强,南英,陈芳. 基于 BP 神经网络的有控炸弹攻击区拟合分析[J]. 弹箭与制导学报, 2009, 29(3): 217-220.
- [6] 刘海波,王和平,沈立顶. 基于 SAPSO 优化灰色神经网络的空中[J]. 西北工业大学学报, 2016, 34(1): 25-31.
- [7] 谭伟,陆百川,黄美灵. 神经网络结合遗传算法用于航迹预测[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2010, 38(1): 147-150.
- [8] 李泉扬,周德云,冯琪,等. 基于遗传规划的空空导弹攻击区拟合[J]. 弹箭与制导学报, 2015, 35(3): 16-22.
- [9] Scharl J, Mavris D N. Use of flight simulation in early design: formulation and application of the virtual testing and evaluation methodology[R]. AIAA-2000-5590, 2000.

(编辑:方春玲)

(上接第 47 页)

应速度,对系统内参数非线性变化具有很强的适应性。因此,对于改善导弹的飞行品质是一次很有意义的尝试。

与此同时应该注意到,在建立弹体飞行状态空间时考虑到的影响因素只有马赫数和迎角,未考虑外界扰动诸如风偏、大气密度等因素的影响。在使用该方法设计控制器时,必须先获得多个飞行状态下的特征控制参数。因此,在下一步的研究中,需要充分考虑外界扰动因素对控制参数的影响,并将控制参数的整定精度加以提高。

参考文献:

- [1] 吴瀛喆,李辉. 基于模糊 PID 控制的导弹舵机伺服控制器[J]. 微特电机, 2011, 39(6): 51-55.
- [2] Koza J R, Poli R. Genetic programming[M]. New York: Search Methodologies, 2005: 127-164.
- [3] Koza J R. Genetic programming II: automatic discovery of reusable programs[J]. Artificial Life, 1994, 1(4): 439-441.

- [4] 刘金琨. RBF 神经网络自适应控制 MATLAB 仿真[M]. 北京:清华大学出版社, 2014: 23-43.
- [5] 杨军,杨晨,段朝阳. 现代导弹制导控制系统设计[M]. 北京:航空工业出版社, 2005: 117-132.
- [6] Trottemant E J, Scherer C W, Weiss M. Robust missile feedback control strategies[J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 2015, 33(6): 1837-1846.
- [7] 夏凌晨,严洪森,刘希鹏. PID 神经网络算法在巡航导弹控制系统中的应用[J]. 工业控制计算机, 2016, 29(8): 48-49.
- [8] Banzhaf W, Nordin P, Keller R E. Genetic programming: an introduction: on the automatic evolution of computer programs and its applications[M]. Dpunkt: Morgan Kaufmann, 1998: 372-380.
- [9] 冯琦,张才坤,张华涛. 基于遗传规划的激光制导炸弹弹道拟合[J]. 弹箭与制导学报, 2014, 34(4): 1-4.
- [10] 周冬梅,孙俊. 遗传规划中遗传算子对种群多样性的影响[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(20): 39-45.

(编辑:方春玲)