

PSO-BP 网络算法在运动要素解算中的应用

程国胜¹, 周祥龙²

(1. 中国船舶重工集团公司第七一〇研究所, 湖北 宜昌 443003;

2. 海军潜艇学院, 山东 青岛 266003)

摘要 为了改善被测目标运动要素计算精度, 提出了采用 PSO-BP 神经网络算法作为运动要素解算的方程。该算法将粒子群算法作为 BP 神经网络的学习算法, 提高 BP 网络的全局收敛性和收敛速度, 将观测到的运动目标参数作为 PSO-BP 神经网络的输入, 并将运动目标的方位作为主要输出量, 将运动目标的方位值与误差期望值进行比较并作为 PSO 的输入修改 BP 网络权值, 进而得到高精度 BP 神经网络。对该算法进行仿真计算, 结果表明: 基于该算法的运动目标运动要素解算, 尤其是运动方位的解算器精度可以达到 0.128° , 提高了运动要素解算的精度和速度。

关键词 PSO 机制; PSO-BP 算法; 运动要素; 参数优化

中图分类号 TP273.2 **文献标识码** A

Application of PSO-BP Network Algorithm in Solving Motion Elements

CHENG Guosheng¹, ZHOU Xianglong²

(1. No. 710 R&D Institute, CSIC, Yichang 443003, China;

2. Naval Submarine Academy, Qingdao 266003, China)

Abstract In order to improve the calculation precision of the motion elements of the measured target, a PSO-BP neural network algorithm is proposed to solve motion elements. The algorithm uses the particle swarm optimization algorithm as the learning algorithm of the BP neural network to improve the global convergence and convergence speed of the BP network, And the observed moving target parameters are used as the input of PSO-BP neural network. The orientation of the moving target is taken as the main output, the azimuth value of the moving target is compared with the expected value of the error, and the weight of the BP network is modified as the input of the PSO, and then the high precision BP neural network is obtained. Through the simulation calculation of the algorithm, the results show that the precision and speed of the motion elements calculation can be improved, especially the moving azimuth can be improved by 0.128° .

Key words PSO mechanism; PSO-BP algorithm; motion elements; parameters optimization

0 引言

水下无人航行器(Unmanned Underwater Vehicle, 简称 UUV) 在海洋工程装备领域中的一个重要作用是对预定水域进行警戒监视, 并对特定目标

进行定位, 这需要对目标的运动要素进行解算。在实际应用过程中, 由于受海洋环境的影响或者收到水文气象等条件的影响, 导致目标方位信息的测量误差和目标的距离误差, 因此, 在解算的过程中, 经常存在超正常误差的现象。为了降低误差, 提高目

标运动要素解算的精度,通常会采用一系列的算法剔除严重偏离均值的采样数据,例如可以采用最常用的最小二乘估计原理,可以采用基于小波去噪算法^[1]去除采样数据中的白噪声,可以采用应用数理统计参数估计方法^[2]估算出误差模型,去掉异常数据,提高估计精度。此外,研究人员还对不同的算法的误差估计判别准则进行比较分析^[3]综合归纳,给出了应用这些判别准则的建议。还有一些其他目标运动要素解算的方法^[4-5]。这些方法能很好地解决一些具体情况,但是都需要构造一个判别的方程,并对判别方程进行反复修正参数后获得较好效果,在实际应用过程中受到一定约束。

本文则提出了将粒子群 (PSO) 算法作为 BP 网络的学习机制,形成 PSO-BP 网络算法,并将其应用到目标运动要素解算中。这种方法采用粒子群优化算法作为 BP 网络的学习算法,并将其应用于 BP 网络的权值优化,使 BP 网络算法精度更高,收敛速度更快,动态估计采样值的残差矢量,提高运动要素估计的质量,进而提高运动要素的解算精度。具体算法将在下面详细阐述。

1 PSO-BP 神经网络算法

神经网络算法是一种人工智能算法,是一种应用于类似大脑神经突触连接的结构进行信息处理的数学模型,主要应用在线性计算及模型预测等领域。神经网络算法由大量的简单基本神经元相互联接而成的自适应非线性动态系统。每个神经元的结构和功能比较简单,但大量神经元组合产生的系统行为却非常复杂,人们根据对神经网络算法的应用不同,开发了多种神经网络模型,例如 BP 网络。BP 网络全称为 Back-Propagation Network,即反向传播网络,该网络是一个前向多层网络,它利用误差反向传播算法对网络进行训练,标准的 BP 网络模型由输入层、隐含层、输出层组成。各层次的神经元之间形成全互连接,各层次内的神经元之间没有连接^[6-7],如图 1 所示。

对于 BP 模型的输入层来说,其神经元的输出和输入相同,即 $o_i = i_i$,中间层隐含层和输出层的神经元的操作特性为

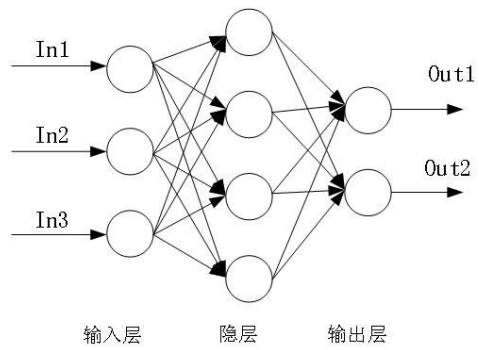


图 1 BP 网络结构

Fig. 1 BP network

$$\text{net}_{pj} = \sum_i w_{ji} o_{pi} \tag{1}$$

$$o_{pj} = f_j(\text{net}_{pj}) \tag{2}$$

式中: p 表示当前的输入样本; w_{ji} 为从神经元 i 到神经元 j 的连接权值; o_{pi} 为神经元 j 的当前输入; o_{pj} 为其输出; f_j 为非线性可微非递减函数,一般取 s 型函数,即:

$$f_j(x) = 1 / (1 + e^{-x}) \tag{3}$$

对 BP 网络进行训练时,首先要提供一组训练样本,其中的每个样本由输入样本和理想样本输出对组成。当网络的所有实际输出与理想输出一致时,表明训练结束。否则,通过修正权值,使网络的理想输出与实际输出一致。标准的 BP 算法沿着目标函数下降最快的方向即负梯度方向来调整权值,其算法如下:

$$w_{k+1} = w_k - a_k \delta_k \tag{4}$$

式中: w_k 是当前的权重矢量; δ_k 为当前梯度; a_k 为学习速率。

从式(4)可以看出:网络连接权值的修改完全依赖于梯度值,这种采用非线性梯度优化算法,极易导致在调整权值中形成局部极小而得不到整体的优化。同时,采用这种方法学习次数比较多,因而收敛速度慢。为此本文采用了一种新的学习算法:粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, 简称 PSO)。

在 PSO 中,每个优化问题的解都是搜索空间中的一只鸟,称之为“粒子 (Particle)”。所有粒子都有一个由被优化的函数通过计算而决定的适应度值 (Fitness value),每个粒子还有一个速度 (Velocity) 决定它们飞翔的方向和距离,然后粒子们就

追随当前的最优粒子在解空间中搜索。PSO 在优化时,首先要初始化,并赋值为一群随机粒子,然后通过迭代找到最优解。在每一次迭代中,粒子通过跟踪 2 个最优值来更新自己。第一个就是粒子自己找到的最优解,这个解叫做个体极值 p_{best} ;另一个极值是整个种群目前找到的最优解,这个极值是全局极值 g_{best} 。

设粒子群中的每个粒子在 n 空间中飞行,则 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ 为粒子 i 的当前位置; $p_{i-best} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$ 为粒子 i 所经历过的最好位置; $g_{best} = (g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{in})$ 为粒子群所经历过的最好位置; $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$ 为粒子 i 的当前飞行速度。

按照以上的定义,粒子群优化算法方程为

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t) (p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 r_{2j}(t) (g_j(t) - x_{ij}(t)) \quad (5)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (6)$$

式中: j 表示粒子的第 j 维; i 表示第 i 个粒子; c_1 、 c_2 为加速常数; r_1 、 r_2 为 2 个相互独立的随即函数。

将式(5)和(6)应用到 BP 网络的学习机制中,把 BP 网络的各个神经元之间的连接权值组合成为一个向量 $W_i = [w_1, w_2 \dots w_n]$,并把这个向量看成一个粒子,即 $W_i = X_i = [x_1, x_2, \dots x_n]$,于是,通过随机函数可以产生多个粒子 X ,即产生多组 BP 网络神经元连接权值,并形成粒子群,该粒子群按照式(5)和(6)计算的飞行速度和飞行方向最终找到最优的位置 g_{best} ,这个位置的坐标即为该 BP 网络结构中最优的连接权值。由于该方法选取所有粒子中最好的位置,因此其全局优化能力更好,此外,由于多个粒子同时寻找最优位置,所以采用这种方法比标准 BP 网络训练算法具有更快的收敛速度^[8]。其收敛速度对比图如图 2、图 3 所示。

图 2、图 3 分别通过 MATLAB 语言对同一组输入向量和目标向量进行仿真训练,其训练误差均为 0.01。图 2 是采用 BP 网络对目标向量进行训练的,当误差达到 0.01 时,BP 网络用了 30 步,而到达相同精度的 PSO-BP 网络则只用了 10 步,这说明采用粒子群算法的 BP 网络,由于在训练的过程中是一群粒子同时在寻找最优权值,所以他的收敛速度要比采用梯度下降的 BP 标准网络训练算

法快,而且初始化网络时,设定的粒子数越多其收敛速度也越快。

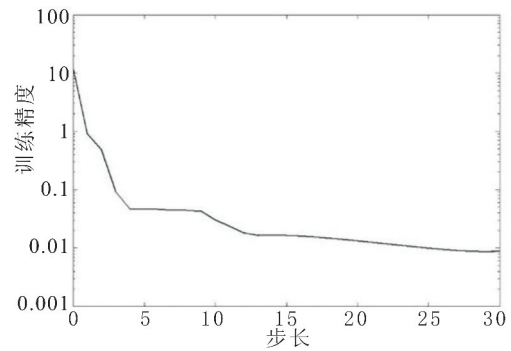


图 2 BP 网络训练曲线

Fig. 2 BP network training curve

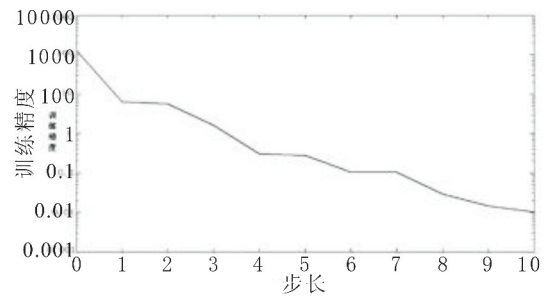


图 3 PSO-BP 网络训练曲线

Fig. 3 PSO-BP network training curve

2 在目标运动要素解算中的应用

2.1 最小二乘法解算运动要素

在阐述 PSO-BP 神经网络在解算目标运动要素之前先介绍一下最常用的最小二乘法解算运动要素,以便比较采用神经网络的优势。

首先介绍最小二乘法的基本算法,假设需要将观测到的数据进行曲线拟合,并采用 n 阶拟合函数描述该曲线:

$$f(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_nx^n$$

式中 a_0, a_1, a_2, a_n 为上式函数的待定参数,如果通过测定得到一组测量数据并形成如下矩阵

$$\begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & \dots & x_n \\ y_1 & y_2 & y_3 & \dots & y_n \end{bmatrix}$$

并将上述矩阵代入函数中,可以得到拟合后的函数值与测量值的误差,采用矢量表示为

$$E = \sum e^2 = \sum (f(x_i) - y_i)^2$$

根据上式的 E 值寻找出最小值,采用导数理论,对

其求导,得到导数方程将系数计算出即可^[9-10]。这是最小二乘法的基本原理。该方法在观测数据存在较大误差,同时拟合曲线自身也存在误差的情况下,不能及时去除大偏差数据,因此,存在一定的约束性。

2.2 PSO-BP 网络解算目标运动要素

下面将阐述 PSO-BP 神经网络算法在运动要素解算中的应用,假设观测设备的初始位置为 A 点,初始方位 133°,初始速度 4 kn,被观测运动目标为 B,目标 B 相对于 A 的初始方位 130°,目标 B 的航行方向为 -50°,航行速度为 18 kn,A 点与 B 点的初始距离为 8.6 kn,3 min 后进行第一次机动以获得不同方位的目标信息,机动后的航向为 70°,速度为 4 kn,大约在 5 min 后再进行一次机动以获得不同方位的目标信息,第二次机动后的航向为 150°,航速为 4 kn,观测点 A 和被观测目标 B 的初始位置关系如图 4 所示。

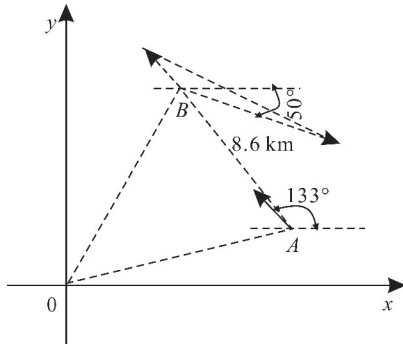


图 4 A、B 的初始位置图

Fig. 4 Initial position of A and B

表 1 PSO-BP 网络初始化参数表

Table 1 Initialization parameter table of PSO-BP network

参数名称	参数符号	参数取值
粒子规模	m	40
粒子维数	D	8
权值常量 1	C_1	2
权值常量 2	C_2	2
惯性权值	ω	0.8
最大迭代次数	n	1 000
最大偏差	e	2.0
方位误差期望值	D_d	0.2

对目标运动要素解算的前提条件是对各个模型进行初始化和设定初始参数。BP 网络初始化时要将其参数归一化,使得变量参数统一到 $[-1, 1]$ 这样便于加快 BP 网络的计算速度,待 BP 网络收敛完成后将变量参数反归一化处理,将数据还原。在测试中,通常取 $c_1=c_2=2, \omega=0.8$,粒子群中,每个粒子飞行位置的极限值 x_{\min}, x_{\max} 分别为变量的极限值,最大飞行速度 v_{\max} 为参量的最大距离,据此,该神经网络的初始值参数如表 1 所示。

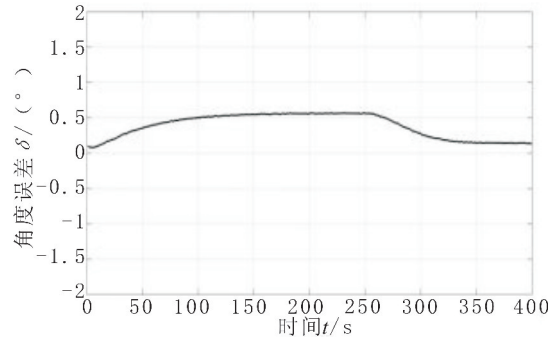


图 5 PSO-BP 网络训练误差

Fig. 5 PSO-BP network training error

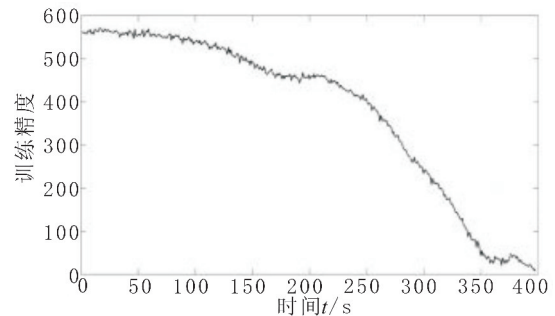


图 6 PSO-BP 网络训练曲线

Fig. 6 PSO-BP network training curve

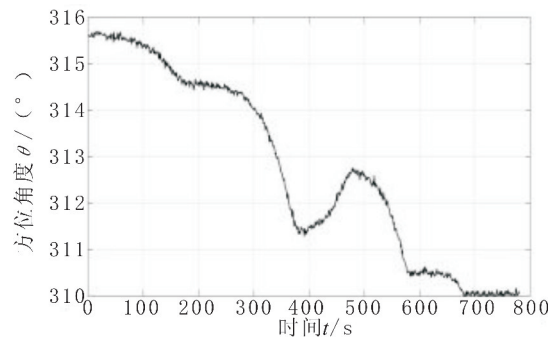


图 7 解算后的目标方位

Fig. 7 Target orientation after calculation

图 5-7 为采用神经网络算法计算的运动目标

要素解算结果。图5是将历史数据作为训练数据对网络进行训练,训练的目标精度为误差期望值不大于0.2训,最大迭代次数不大于1000,为了简化转换计算量,将迭代频率设定为1 Hz,从图5中可以看出,大约迭代400次后,方位误差即可以达到0.2方以内,满足要求。图6为采用历史数据训练过程中,PSO-BP网络的训练曲线,从图6中可以看出,当迭代到200步时,收敛速度加快,并在迭代350步后,误差达到期望要求,并趋于平稳。图7为利用PSO-BP算法解算目标运动要素过程中,对目标方位的计算结果,从图7中可以看出,在570 s时目标方位计算精度满足期望要求,并在700 s时,目标方位误差达到0.128位,具有良好的收敛效果。

3 结束语

本文根据被测运动目标的运动要素解算的特点,提出了采用BP神经网络对被测运动目标的运动要素进行解算,同时为了提高BP网络的计算精度和速度,将PSO算法引入,作为修正BP网络权值的传递函数,从试验中可以看出,采用PSO-BP神经网络算法的计算精度可以达到0.128°,相比传统方法可以提高计算精度和计算速度,并为后续的运动目标运动要素解算提供了技术支撑。

参考文献

- [1] 郑成博. 基于Grubbs准则的小波自适应阈值去噪算法[J]. 仪器仪表学报, 2005, 26(1): 107-108.
- [2] 邵婷婷. 两种剔除异常数据的方法比较[J]. 现代电子技术, 2008, 31(24): 148-150.
- [3] 熊艳艳, 吴先球. 粗大误差四种判别准则的比较和应用[J]. 大学物理实验, 2010(1): 66-68.
- [4] 于雪泳, 张从智, 弥晨, 等. 用速度平差法求解目标运动要素的改进方法[J]. 火力与指挥控制, 2006, (31): 72-74.
- [5] 陆祯林. 论解算目标运动要素精度指标的新方法[J]. 情报指挥控制系统与仿真技术, 2005, 27(3): 7-11.
- [6] 胡守仁, 余少波, 戴葵, 等. 神经网络导论[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1993.
- [7] 于柏良, 宋裕农. 神经网络在目标运动要素中的应用[J]. 火力与指挥控制, 2001, 26(z1): 31-33.
- [8] 刘顺安, 胡庆玉. PSO-BP网络算法在汽车悬架优化中的应用[J]. 吉林大学学报(工学版), 2009, 39(3): 571-575.
- [9] 董志荣. 纯方位系统TMA非线性最小二乘法——理论数学模型与常规算法[J]. 情报指挥控制系统与仿真技术, 2005, 27(1): 4-8.
- [10] 李启华, 吉海鹏. 最小二乘法在测定目标运动要素中的应用研究[J]. 广州航海高等专科学校学报, 2008, (16)2: 5-7.