

神经网络在飞行器航迹仿真计算中的应用

李毅¹, 童红俊², 宋贵宝³, 李冬⁴

(1. 海军航空工程学院研究生管理大队, 山东烟台, 264001; 2. 91458部队, 海南三亚, 572000;
3. 海军航空工程学院飞行器工程系; 4. 海军航空工程学院指挥系, 山东烟台, 264001)

摘要: 在飞行器航迹计算中, 与插值法存在的缺陷相比, 神经网络方法具有显著的优越性。通过对插值法和BP神经网络方法原理和工作过程的详细分析, 以及在此基础上针对某飞行器航迹参数的计算实例, 比较了线性插值、多项式拟合与神经网络方法的误差, 表明神经网络方法具有更好的计算精度。

关键词: 飞行器航迹; 仿真; 神经网络

中图分类号: TP 391.9

文献标识码: A

0 引言

在飞行器航迹仿真计算中, 有很多数据的计算十分复杂不能满足工程需求, 或者参数是非线性关系, 给出的线性化拟合函数不能满足精度要求, 或者只有一些经验数据, 根本不具有成型的函数方程。面对这种情况, 仿真中可能采取各种方法取得合适数据, 如通过计算机采用编程逼近, 采用高阶方程拟合等方法。在线性逼近中, 通常是选择确定的基函数组张成一函数线性子空间, 在一定的度量意义下, 寻求待逼近映射在该子空间上的投影, 即最佳逼近。对于低维问题, 这一思想相当有效, 特别是用有限元逼近复杂映射更显巧妙, 能以局部简单性的综合表现整体复杂性。但是, 逼近高维映射则面临着多种困难, 主要是难保基函数的完备性且无法避免维数灾难。^[1-2]

由于这方面涉及的问题归根结底是非线性求值问题, 又面临方程不易得和难于求解的问题, 而神经网络具有非线性拟合的优势且可以通过训练提高精度, 在学习已有数据的基础上给出比线性插值更合理的数据。利用BP算法实现高维复杂映射的非线性逼近, 具有对逼近参数和基函数自适应寻优的特点, 这是一般数学中的逼近方法难以达到的。神经网络通过对插值节点的自学习, 将知识隐含在神经网络结构中, 需要计算的输入数据通过具有确定神经网络结构的计算, 即可得出拟合结果。^[1]

1 插值方法及BP神经网络

1.1 插值方法

根据插值参数的个数, 一般情况下的插值方法有一维插值、二维插值、三维插值。各方法的区别仅是由于参数个数不同, 其本质思路是一样的, 在此只介绍二维插值法。

假设插值参数为 α, β , 取值矩阵为 C , 且 α 对应 C 的行为 a 维, β 对应 C 的列为 b 维, 则 C 为 $a \times b$ 的矩阵。根据假设有

$$\alpha = [\alpha_1 \ \alpha_2 \ \dots \ \alpha_a], \quad \beta = [\beta_1 \ \beta_2 \ \dots \ \beta_b].$$

矩阵 C 中行列的交点处都有确定的值, 下面求解中间位置的值。

假设给出参数 α_0, β_0 , 且 $\alpha_i \leq \alpha_0 < \alpha_{i+1}$, $\beta_j \leq \beta_0 < \beta_{j+1}$ ($1 \leq i < a, 1 \leq j < b$), 则

$$x = C[i][j] + \frac{(C[i][j+1] - C[i][j])(\beta_0 - \beta_j)}{\beta_{j+1} - \beta_j}, \quad (1)$$

$$y = C[i+1][j] + \frac{(C[i+1][j+1] - C[i+1][j])(\beta_0 - \beta_j)}{\beta_{j+1} - \beta_j}, \quad (2)$$

$$C(\alpha_0, \beta_0) = x + \frac{(y-x)(\alpha_0 - \alpha_i)}{\alpha_{i+1} - \alpha_i}, \quad (3)$$

$C(\alpha_0, \beta_0)$ 即是所要求的值。

1.2 BP神经网络及调整规则

1.2.1 BP神经网络

收稿日期: 2006-03-23

作者简介: 李毅(1980-), 男, 硕士生.

神经网络是 20 世纪 80 年代迅速发展起来的人工智能的一个重要分支，具有自组织、自学习、自适应、非线性动态处理以及联想推理能力。其中多层前馈型神经网络（BP 网络）应用最为广泛。^[3]在这种网络中，学习过程由正向传播和反向传播组成。在正向传播过程中，输入信号从输入层经隐层单元逐层处理，并传向输出层，每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。通过样本进行训练时，如果在输出层不能得到期望的输出，则转入反向传播，将输出信号的误差沿原来的连接通路返回。通过修改各层神经元之间的权值，使得误差信号最小。^[4]隐层节点可以根据需要确定，研究表明，两层网络在隐层中使用 S 形传输函数，在输出层中使用线性传输函数，就几乎可以以任意精度逼近任何函数。^[5]

本文所采用的 BP 神经网络如图 1 所示，其中 W_{ij} 、 W_{jk} 为各层连接权。

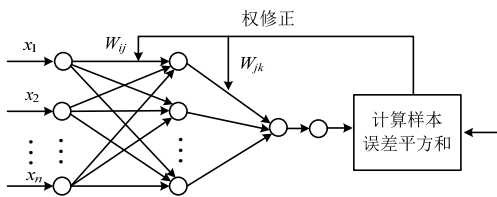


图 1 BP 神经网络原理图

假设 BP 网络每层有 N 个处理单元，训练集包括 M 个样本模式对 (X_k, Y_k) 。对第 p 个训练样本，单元 j 的输出总和记为 net_{pj} ，输出记为 O_{pj} ，则

$$net_{pj} = \sum_{i=0}^N W_{ji} O_{pi}, \quad (4)$$

$$O_{pj} = f(net_{pj}), \quad (5)$$

式中： W_{ji} 为神经元 i, j 之间的权值； f 为作用函数，

采用对数 S 形函数 $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ ，或双曲正切 S 形

$$函数 f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}。$$

如果任意设置网络初始权值，则对每一个输入模式 p 网络输出与期望输出一般总有误差，定义网络误差为

$$E = \sum_p E_p, \quad (7)$$

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (d_{pj} - O_{pj})^2, \quad (8)$$

式中： d_{pj} 为对第 p 个输入模式输出单元 j 的期望输

出。

学习规则的实质是利用梯度最速下降法，使权值沿误差函数的负梯度方向变化。BP 算法权值修正公式可表示为

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta \delta_{pj} O_{pi}, \quad (9)$$

$$\delta_{pj} = \begin{cases} f'(net_{pj})(d_{pj} - O_{pj}) & \text{对于输出单元} \\ f'(net_{pj}) \sum_k \delta_{pk} W_{kj} & \text{对于隐单元} \end{cases}, \quad (10)$$

式中： t 为学习次数； η 为学习因子， η 值越大，每次权值的改变越激烈，可能导致学习过程发生振荡。

因此，为使学习因子的取值足够大，又不产生振荡，通常在权值修正公式中加入一个势态项，得

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta \delta_{pj} O_{pi} + \alpha (W_{ij}(t) - W_{ij}(t-1)), \quad (11)$$

式中： α 为势态因子，它决定上一次学习的权值变化对本次权值更新的影响程度。

1.2.2 网络调整原则

隐层神经元个数的确定由于问题的多样性，还没有通用的完善结论。隐层神经元的个数太少，则 BP 网络的认知能力较差，影响其收敛程度和泛化能力；隐层神经元的数量太多，将会使计算量增加，影响 BP 网络的收敛速度。在实际应用中，可采用文献[6]中的规则来判断隐层神经元是否存在冗余，同时综合考虑文献[4]中的公式，再通过上机测试，来确定隐层的最佳个数。

2 神经网络拟合计算实例

我们选取了某种飞行器中的系数插值矩阵来进行神经网络的学习拟合。其中 A 系数矩阵是一维的，B 系数矩阵是二维的。

表 1、表 2 中的数据（经过一定处理后）分别用于学习训练。

表 1 一维系数矩阵

α	0	0.1	0.3	0.5	0.7	0.8	0.9
A	0	0.3302	0.48238	0.5164	0.91382	0.50892	0.60416

表 2 二维系数矩阵

$\alpha \backslash \beta$	0	1	2	3	4	6	8
0	0	0	0	0	0	0	0
0.1	0.79965	0.70738	0.83091	0.77075	0.92742	1.09317	1.33193
0.3	0.67691	0.68475	0.70863	0.74906	0.80652	0.9746	1.21661
0.5	0.62177	0.62984	0.65441	0.896	0.65512	0.92793	1.11666
0.7	0.87789	0.78637	0.71211	0.65567	0.76756	0.89834	1.25833
0.8	0.56832	0.57708	0.60372	0.64877	0.71276	0.79961	0.9682
0.9	0.58919	0.57839	0.6063	0.65352	0.72054	0.91616	1.19715
0.95	0.60018	0.60969	0.63857	68738	0.73669	0.9588	1.24902

经过试验对一维的插值我们选用[8-1]（即各层神经元的个数分别是 8, 1 的 BP 网络进行学习训练，我们发现采用双曲正切 S 形函数比采用对数 S 形函数时更快一些，对二维的插值选用[10-1]的 BP 网络进行训练，对数 S 形函数比采用双曲正切 S 形函数采用时精度更高一些。其训练过程分别如图 2、图 3 所示。用得到的网络对原数值进行仿真计算并求得相对误差如表 3、表 4。

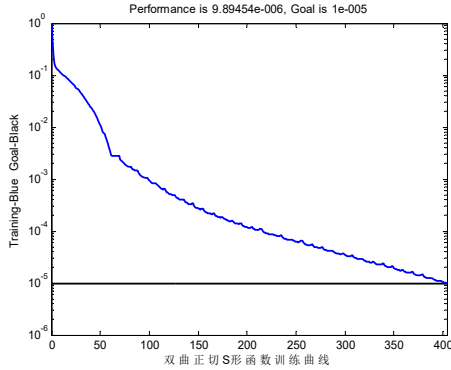


图 2 一维训练过程

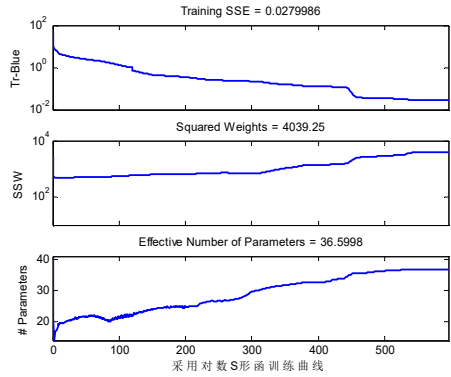


图 3 二维训练过程

表 3 一维相对误差表

α	0.1	0.3	0.5	0.7	0.8	0.9	0.95
Cy	0.0019	0	0.0004	0.0015	0.0026	0.0112	0.0082

表 4 二维相对误差表

$\alpha \backslash \beta$	0	1	2	3	4	6	8
0.1	0.0157	0.0121	0.0086	0.0225	0.0248	0.005	0.0014
0.3	0.0059	0.0188	0.006	0.0061	0.0113	0.0128	0.0033
0.5	0.0201	0.0215	0.0266	0.0336	0.0191	0.0003	0.0003
0.7	0.0376	0.0135	0.035	0.008	0.0116	0.0071	0.0007
0.8	0.037	0.0366	0.0039	0.0642	0.0324	0.0345	0.0055
0.9	0.0147	0.0274	0.0137	0.0055	0.037	0.034	0.0072
0.95	0.0079	0.0031	0.0178	0.0293	0.0284	0.0005	0.0086

由结果可以看到，对一维的拟合相对误差最大在 0.1%，对二维的相对误差最大在 6%。

下面假设参数矩阵中一点未知，根据已知数据

用线性插值的方法求解此点的值。表 5 给出的是对一维插值的相对误差，从表中可以看出插值方法对表中插值点之间的数值变化情况缺乏把握。对二维的情况在此就不详细列出了。

表 5 一维插值的相对误差表

α	0.1	0.3	0.5	0.7	0.8	0.9
Cy	0.513	0.1225	0.3519	0.4404	0.4914	0.0028

为了进一步说明问题，我们采用多项式拟合的方法来与神经网络进行比较。下面只对一维的数据进行拟合，结果如图 4 所示。综合以上结论，在图 5 中给出三种方法的相对误差曲线。

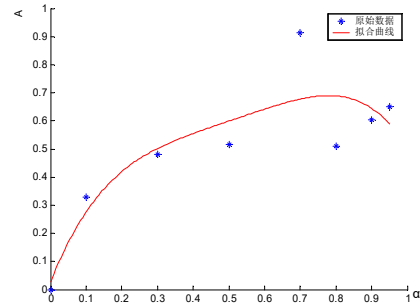


图 4 多项式拟合

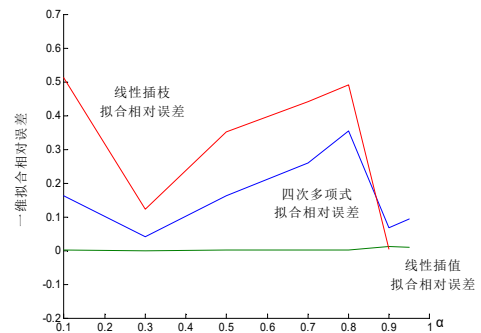


图 5 相对误差曲线

3 结论

通过以上的计算实例可以发现，神经网络方法得到的数据精度明显高于另外两种方法得到的数据，当然在工程数据精度要求不高的情况下也可以采用传统的插值方法。BP 神经网络方法是替代飞行器航迹仿真领域中插值方法的一种比较好的方法。

参考文献：

[1] 李飞, 谷奇平, 张文明. 前向神经网络的武器装备水平评估[J]. 空军工程大学学报, 2001,2(5):36-38

[2] 李应红, 尉询楷. 支持向量机和神经网络的融合发展[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2005,6(4): 70-73

[3] 姜晨, 徐宗昌, 肖国军. 用神经网络组合预测法估算反舰导弹研制费用[J]. 系统工程与电子技术, 2004, 26(3):348-349

[4] 曹凌, 滕克难, 戴邵武, 等. 基于BP网络模型估算反舰导弹保障费用[J]. 海军航空工程学院学报, 2004, 19(6):649-652

[5] Hagan Martin T, Demuth Howard B, Beale Mark H. 神经网络设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2002:81-125

[6] 陈绍顺, 王颖龙, 任全. 基于模糊神经网络的导弹武器攻击系统的效能评估模型[J]. 导弹与航天运载技术, 2004(3):51-54

Application of Neural network in calculation of aircraft's flight track simulation

LI Yi¹, TONG Hongjun², SONG Guibao³, LI Dong⁴

(1. Graduate Students' Brigade of NAEI; 2. The 91458th Unit of PLA, Sanya, Hainan, 572000;
3. Department of Airborne Vehicle Engineering; 4. Department of Command, NAEI, Yantai, Shandong, 264001)

Abstract: Compared with the limitations of interpolation method in calculation of aircraft's flight track, Neural Network method has some notable advantages. By detailed analysis on calculating principle and process of interpolation and Neural Network, and a calculation example based on flight parameters of a aircraft, the calculation error of linear interpolation, multinomial matching and Neural Network are compared, the results show that Neural Network method has better calculation precision.

Key words: aircraft's flight track; simulation; Neural Network

=====

(上接第 540 页)

Design of breakdown diagnose fuzzy-expert system for shore-to-ship missile automatic pilot

JIAO Gangling^{1, 2}, LUO Yi¹, ZHU Yuanshui¹, SUN Qinglin²

(1. The 91172nd Unit of PLA, Sanya, Hainan, 572000;
2. Department of Automation, Nankai University, Tianjin, 300071)

Abstract: Improving the ability of breakdown diagnose of shore-to-ship missile automatic pilot rapidly and correctly is one of the important method of improving the capability of army technology safeguard. In this paper, the breakdown diagnose fuzzy-expert system for shore-to-ship missile automatic pilot is designed based on the actual situation of army and the development of fuzzy theory and expert system. The basic principle and the architecture of the system are also addressed. Combining with the advantage of fuzzy control and expert system, the system can implement breakdown diagnose rapidly and correctly in complicated battlefield.

Key words: shore-to-ship missile; automatic pilot; fuzzy-expert system; design