

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2011.02.013

基于 BP 神经网络的舰载机着舰信号融合方法

唐大全^{1,2}, 毕波³, 王旭尚⁴, 李飞³, 沈宁¹

(1. 海军航空工程学院 控制工程系, 山东 烟台 264001;

2. 北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100083;

3. 海军航空工程学院 研究生大队, 山东 烟台 264001;

4. 海军航空兵第 92514 部队, 山东 烟台 264001)

摘要: 为了提供精度更高的方位角偏差信息, 更好地辅助飞行员着舰或者实现舰载机自主着舰, 采用 BP 神经网络的方法, 将电子着舰系统 (Automatic Carrier Landing System, ACLS) 和光学助降系统 (Optical Landing System, OLS) 提供的方位仰角偏差信号进行信息融合, 使融合结果更加逼近期望输出值, 提高数据的可信度。仿真结果表明, 该方法能有效提高方位仰角偏差信号的精度。

关键词: BP 神经网络; 信息融合; 舰载机着舰; 航空母舰

中图分类号: TP391.9; TP393.02 **文献标志码:** A

A Method of Carrier Plane Landing Signal Fusing Based on BP Neural Net

Tang Daquan^{1,2}, Bi Bo³, Wang Xushang⁴, Li Fei³, Shen Ning¹

(1. Dept. of Control Engineering, Naval Aeronautical & Astronautical University, Yantai 264001, China;

2. School of Automation Science & Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100083, China;

3. Brigade of Postgraduate, Naval Aeronautical & Astronautical University, Yantai 264001, China;

4. No. 92514 Unit of Naval Air Force, Yantai 264001, China)

Abstract: In order to provide the azimuthal error signal more accurately and help pilot land more safely or realize the automatic carrier landing of carrier plane, the BP Neural Net method is applied. The azimuthal errors of both the automatic carrier landing system and the optical landing system are fused. The fusing result approaches to the anticipant value better and improves its reliability. The simulation result shows that this method can improve the accuracy of the elevation error signals effectively.

Keywords: BP neural net; information fusion; carrier plane landing; aircraft carrier

0 引言

航空母舰 (Aircraft Carrier, AC) 简称航母, 是现代战争中争夺制海权的有力武器。近年来, 各国均加大了对其的研究力度。作为航母的杀手锏武器, 舰载机更是成为研究的重中之重, 而舰载机最易发生事故的阶段之一就是其着舰过程。而充分利用舰载机着舰系统提供的各种信息, 向飞行员或者飞控系统提供更加精准的着舰数据, 则可以最大限度的降低舰载机的着舰风险。

信息融合技术可以充分利用系统的冗余信息, 增加系统的精度和可靠性。信息融合技术的兴起, 为上述目标的实现提供了有利的技术支撑。目前, 信息融合的方法主要包括^[1]: 1) 加权平均法 (最简单直观的方法, 是对 n 个传感器的观测数据 x_i 进行加权平均); 2) 基于统计的信息融合方法 (包括 Bayes 估计、多 Bayes 估计和 D-S 证据理论等); 3)

聚类分析法 (聚类分析定义相似性函数或关联度量以提供任何 2 个特征向量间“接近”程度或不相似程度的值, 依隶属度将样本归并到某类); 4) 基于 Kalman 滤波的融合方法 (对线性模型系统且噪声是高斯分布的白噪声, 可获得最优融合信息统计); 5) 基于模糊神经网络的融合方法; 6) 基于粗糙集理论的融合方法。

神经网络具有较强的学习能力, 在处理非线性系统时由于不需要得到具体系统函数而具有很大的优势。神经网络的内部结构本质上也是并行的, 这同数据融合的结构基本一致, 为其在数据融合中的应用创造了良好的条件^[2]。故利用 BP 网络算法对电子着舰系统 (Automatic Carrier Landing System, ACLS) 和光学助降系统 (Optical Landing System, OLS) 的方位仰角偏差信号进行信息融合, 可使融合结果更加逼近期望输出值, 提高数据的可信度。

收稿日期: 2010-08-26; 修回日期: 2010-11-23

作者简介: 唐大全 (1965—), 男, 贵州人, 教授, 硕士生导师, 从事惯性导航与组合导航、飞行控制、视觉导航、自动测试及故障诊断研究。

1 基于 BP 网络的信息融合算法

1.1 BP 网络结构模型

BP 网络一般由输入层, 隐层和输出层组成。其中, 隐层可以为一层或者多层, 具体可根据需要确定。图 1 是一个 3 层 BP 神经网络结构图。

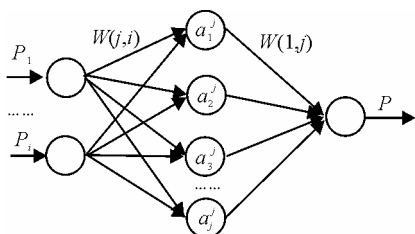


图 1 BP 网络结构示意图

网络的输入层包含 i 个节点, 隐层包含 j 个节点, 输出层包含 l 个节点。连接权值 $w(j,i)$ 表示输入层第 i 个节点与隐层第 j 个节点的连接权值, 共有 $j \times i$ 个权值。 $w(l,j)$ 表示隐层第 j 个节点与输出层第 l 个节点的连接权值, 共有 $l \times j$ 个权值^[3]。

BP 神经网络是通过误差的反向传播来训练网络, 这就要求神经元的传递函数是连续可微的, 常见的神经元传递函数有线性型函数, S 型函数、高斯函数等等。目前, 应用较多的是隐层函数采用 S 型函数, 输出层采用线性型函数。

1.2 网络训练

通过样本数据对神经网络进行训练, 就是利用误差反向传播的原理不断调整各层之间的权值, 使训练后网络输出同期望输出的误差满足所要求的精度。BP 模型的计算公式包括输出节点的输出计算公式、输出节点的权值和阈值修正公式、输入节点的权值和阈值修正公式。

假设网络为 3 层 BP 网络, 输入节点为 x_i , 隐层节点为 y_i , 输出节点为 z_i 。输入节点与隐层节点间的网络权值为 w_{ji} , 隐层节点与输出节点间的网络权值为 w_{lj} 。

1.2.1 各节点输出计算公式

1) 输入节点输入: x_i

2) 隐层节点的输出:

$$y_j = f\left(\sum_i w_{ji}x_i - \theta_j\right) \quad (1)$$

3) 输出节点的输出值:

$$z_l = f\left(\sum_j w_{lj}y_j - \theta_l\right) \quad (2)$$

1.2.2 各层权值修正公式

1) 输入层到隐层的权值修正公式

$$w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \eta \delta_j x_i \quad (3)$$

其中, η 为训练因子, 用于控制网络训练速率;

k 为迭代次数; δ_j 为隐层节点误差。

2) 隐层到输出层的权值修正公式

$$w_{lj}(k+1) = w_{lj}(k) + \eta' \delta'_l y_j \quad (4)$$

其中, η' 为训练因子; k 为迭代次数; δ'_l 为输出层节点误差。

1.2.3 各层阈值修正公式

1) 隐层节点阈值修正公式

$$\theta_j(k+1) = \theta_j(k) + \eta \delta_j \quad (5)$$

2) 输出层节点阈值修正公式

$$\theta_l(k+1) = \theta_l(k) + \eta' \delta'_l \quad (6)$$

BP 网络算法流程图如图 2。

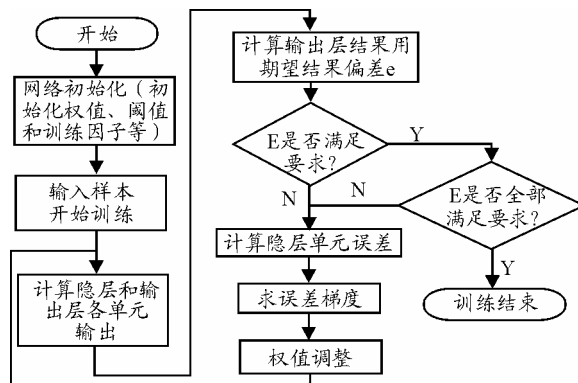


图 2 BP 网络算法流程图

2 仿真实验

仿真环境采用 MATLAB 神经网络工具箱, 该工具箱提供的函数可以很方便地完成 BP 网络的建构、训练和模拟^[4]。由于不影响结果验证, 故假设航母移动速度为零且无横摇、纵摇和沉浮运动。

2.1 BP 网络的样本数据

网络样本选用某型舰载机一组模拟的导航信息, 包括两套着舰系统 (电子着舰系统 ACLS 和光学助降系统 OLS) 的仰角偏差信号。具体参数如下:

1) BP 网络期望输出

舰载机着舰轨迹假设为一分段函数:

$$y = \begin{cases} 3e^{-\frac{(x-1500)^2}{200000}} + 0.0015x & x \in [1, 1500] \\ 0.035x + \sin(0.002\pi x) & x \in [1500, 60000] \end{cases} \quad (7)$$

则 BP 网络期望输出为 (设标准下滑角为 4°):

$$\Delta \mathcal{G}_{real} = \arctan\left(\frac{y}{x}\right) - 0.0701 \quad (8)$$

2) ACLS 方位仰角偏差信号

由于 ACLS 系统测量精度较高, 可靠性较强, 因此, 对其仰角偏差信号的模拟采用在真实偏差信号上加入适量白噪声:

$$\Delta \mathcal{G}_{MLS} = \Delta \mathcal{G}_{real} + \Delta w \quad (9)$$

其中, Δw 为白噪声信号。

3) OLS 方位仰角偏差信号

由于 OLS 提供的是光信号, 必须对其进行量化处理。根据获得的灯光色彩和频率信息只能判断舰载机的偏差角范围。然而根据实际情况, 舰载机在大部分时间会处于稳定橙光区域, 处于其它光区域的时间由中间橙光区至两端的光区会依次递减, 因此建立了 OLS 方位仰角偏差计算公式:

$$\Delta \mathcal{G}_{light} = \Delta \mathcal{G}_{real} + \frac{t\Delta \mathcal{G}_0}{nb} + \Delta w' \quad (10)$$

其中, t 为舰载机在某色光区内所处的时间周期; $\Delta \mathcal{G}_0$ 为每经过 Δt 时间的仰角变化量; b 为光区颜色量化值 (设橙光 $b=1$, 绿光 $b=2$ 慢闪橙光 $b=-2, \dots$); n 为比例系数; $\Delta w'$ 为白噪声信号。

2.2 网络结构的选取

采用三层 BP 网络结构。根据文献[2]讨论的隐层神经元节点数目和选用的节点函数同融合结果精度的关系选择如下结构: 输入层包含 2 个神经元节点, 神经元作用函数均为线性型函数; 隐层包含 10 个节点, 神经元作用函数均为 S 型函数 tansig ; 输出层包含 1 个节点, 神经元作用函数为线性型函数。

2.3 融合结果分析

为了防止训练结果发散, 训练周期数设为 50; 训练精度设为 0.000 000 1。学习过程曲线如图 3。

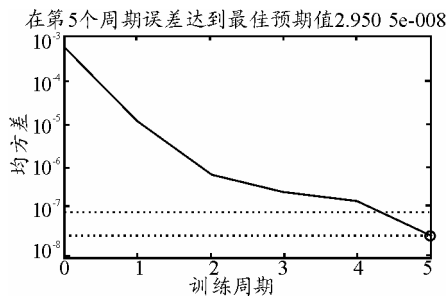


图 3 训练过程曲线

可以看出, 在训练到第 5 次时误差精度达到了 2.9505×10^{-8} 小于要求的 0.000 000 1, 训练结束。经过验证, 由于 BP 网络初始化是随机的, 因此对同一样本的训练次数不是固定的, 设为 50 次能够保证训练结果。

图 4 分别给出了 ACLS 和 OLS 的仰角偏差信号同期期望输出信号的对比图。可以看出, 2 个系统提供的仰角偏差信号均包含有较大误差。

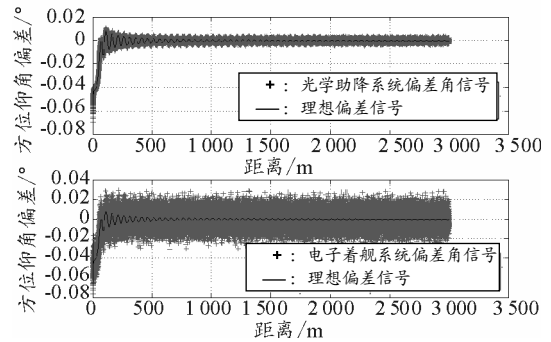


图 4 输入信号同期期望信号对比

图 5 给出了 BP 网络训练前的仰角信号融合结果, 可以看出融合结果极其粗糙且含有很大误差, 完全无法达到期望的输出值。图 6 给出了经过训练后, BP 网络的仰角信号融合结果同期期望输出的对比, 可以看出跟踪效果很理想。

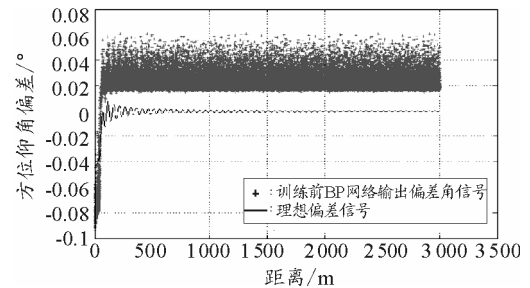


图 5 训练前融合结果同期期望输出信号对比

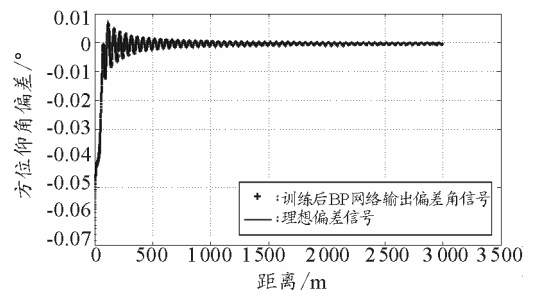


图 6 训练后融合结果同期期望输出对比

由表 1 可以看出, 期望输出的方位仰角偏差信号方差要比 ACLS 和 OLS 单独工作时的方位仰角偏差信号方差要小, 即所要求达到的精度更高。BP 网络训练前的融合结果显然不能满足要求,

(下转第 54 页)

1.2 mm 左右，相比较于未增加设定间隙补偿时的最大波动值 4 mm，电磁铁加速度变化范围为 $-1.5 \sim 1.5 \text{ m}^2/\text{s}$ ，同样减小到 1/10。因此，从仿真结果可以看出，设定间隙补偿算法对过轨道错台问题起到很好的抑制作用。

4 结束语

文中以两点悬浮系统模型为平台，对比了悬浮系统过轨道错台和外界干扰引发振动时传感器间隙和速度信号的不同，提出了能够正确识别轨道错台的方法，基于该轨道信息提出的设定间隙补偿算法

(上接第 32 页)

```

N0000 M00          ; 暂停
N0010 M03 S800     ; 开启主轴
N0020 M08          ; 开启冷却
N0030 G90 G92 X0 Y0 Z0 ; 建立坐标系
N0040 M98 P1000    ; 调用子程序
N0050 M02          ; 结束
N1000 G90          ; 子程序开始
N1010 G01 Y-1 F1000 ; Y 向进刀
N1020 G01 X-2 F500 ; X 向进刀磨削
N1030 G04 P0.3     ; 暂停 0.3 秒
N1040 G01 X-2.5 F500 ; X 向进刀磨削
N1050 G04 P0.3     ; 暂停 0.3 秒
N1060 G01 X-3 F500 ; X 向进刀磨削
N1070 M99          ; 子程序返回

```

程序的格式和语法满足 SKX4-F 数控系统的要求。根据工艺需要，可在编程表格中输入表 2 中列举的任何工艺代号，可单个输入，也可根据实际组

(上接第 46 页)

而经过训练后的方位仰角偏差信号方差为 2.856×10^{-5} ，已经比期望输出的方差要小，完全可以满足着舰精度需求。经过反复验证，所训练的网络能够很好的融合 2 个着舰系统的方位仰角偏差信号，取得较高精度的融合结果。

表 1 训练效果比较

各对比信号	均值/°	方差
OLS 方位仰角偏差信号	-0.001 1	2.978 0e-5
ACLS 方位仰角偏差信号	-0.001 1	9.260 6e-5
期望输出方位仰角偏差信号	-0.001 1	2.866 6e-5
训练前 BP 网络输出信号	-0.022 0	17.116e-5
训练后 BP 网络输出信号	-0.001 1	2.856 2e-5

3 结论

该方法利用一种可以有效提高方位仰角偏差信

能够有效地抑制轨道错台干扰。

参考文献:

- [1] 林科文, 余龙华. 磁悬浮列车过轨道台阶问题研究[J]. 兵工自动化, 2010, 29(10): 56-59.
- [2] 曹建福, 韩崇昭, 方洋旺. 非线性系统理论及应用[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002.
- [3] 胡寿松. 自动控制原理[M]. 北京: 国防工业出版社, 2000.
- [4] 周富民. 考虑轨道若干因素的悬浮控制研究[D]. 长沙: 国防科技大学工学硕士论文, 2009.
- [5] 韩京清. 自抗扰控制技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2008.

合输入，由于组合方式很多，程序量很大，这里就不列举了。这样，无须手动编写 G 代码程序便可得到需要的加工程序。

4 结束语

该方法实现了钻头端齿的数控加工和参数化编程，现已成功应用于工具磨床数控系统，实现了万能工具磨床的数控化改造。利用该方法加工出来的产品质量高、一致性好，生产效率高。

参考文献:

- [1] 圣维 SKX4-F 数控系统操作说明. 四川: 绵阳圣维数控有限责任公司, 2005.
- [2] 圣维 SKX4-F 数控系统编程手册. 四川: 绵阳圣维数控有限责任公司, 2005.
- [3] 陈兴武. 应用 SINUMERIK 802D 数控系统开发工具磨床的研究[J]. 福建工程学院学报, 2003, 1(3).
- [4] 景富军. 西门子 802C baseline 数控系统应用[J]. 兵工自动化, 2009(9): 76-77.
- [5] 董明玉. 加工中心的改造[J]. 兵工自动化, 2009(2): 74-75.

号精度的 BP 神经网络结构和神经元传递函数，取得了比较理想的结果，为舰载机着舰导航信息的精确性和着舰过程的可靠性提供了技术支持。同时，对光学助降系统灯光偏差信号的量化建模研究，也可作为后续研究探讨的参考。

参考文献:

- [1] 刘同明, 夏祖勋, 解洪成. 数据融合技术及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1998: 9.
- [2] 沈飞, 郭军. 基于 BP 神经网络的数据融合方法[J]. 自动化与仪器仪表, 2005, 121(5): 63-65.
- [3] 朱晓娟. 飞行控制系统多传感器信息融合技术研究[D]. 南京航空航天大学研究生院自动化学院, 2008.
- [4] 董长虹. MATLAB 神经网络与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005: 64-71.