基于 Elman 网络的共轴式直升机动力学系统辨识

奚海蛟 张晓林

(北京航空航天大学 电子信息工程学院, 北京 100191)

摘 要: 根据共轴式直升机动力学与运动学基本方程的结构形式建立了一种基于改进的 Elman 神经网络的辨识模型,同时推导了该网络的训练算法,给出了训练步骤.随后,利用外场试飞中几个典型飞行状态的遥测数据对网络进行训练,计算权值矩阵,获得该共轴式直升机用来进行动力学系统分析的神经网络模型.以匀速前飞状态为例进行了纵向操纵响应仿真,比较仿真结果和实际遥测数据可知,该网络模型基本反映了样例机的动态特性.

关 键 词: 共轴式直升机;动力学模型;神经网络;系统辨识

中图分类号: V 212.4

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2008)07-0861-04

Identification of coaxial helicopter dynamic system with elman neural networks

Xi Haijiao Zhang Xiaolin

(School of Electronics and Information Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: A modified elman neural network according to the dynamic & kinematic equations of helicopters was established, the training algorithms for the neural networks(NN) was derived, and the training steps and their realizations were provided. From the telemetry data collection of real trial flights of a type of helicopter, the data of typical flying attitudes were exploited to train the NN and calculate the elements of associated weighted matrix, thus the NN for dynamic analysis against the helicopter was obtained. To illustrate the NN effeteness, the vertical operation response in the constant velocity forward flying attitude was simulated, comparing simulation results with real trial flight data shows that the NN basically reflects the real dynamic behavior of the helicopter.

Key words: coaxial helicopter; dynamic model; neural networks; system identification

共轴式直升机以其体积小、重量轻、不需尾桨等优势在军事侦查、中继通信、救援、运输等领域有着广泛的应用,是重要的直升机类型.20 世纪 90 年代国内开始研制共轴式直升机,但由于起步晚、操控系统的复杂性、实验条件的限制、国外公开发表的资料少等原因,国内关于共轴式直升机的理论还处于积极探索阶段.作者参与的某型共轴式直升机科研小组经过多年的努力,利用叶素法、涡流等理论对该型直升机建立了非线性数学模型和线化模型[1],但由于未知参数和假设条件太多,尤其是上下旋翼的气动干扰问题的复杂性,该模型还不完善,仍在不断努力改进中.

本文利用神经网络通过调整内部权值和阈值来逼近实际系统的特点,避开共轴式直升机气动模型多个气动参数未知的复杂性,建立了一种研究共轴式直升机动力学特性的神经网络模型.理论证明,3 层前馈网络可以逼近任意非线性函数[2],但这样网络的构造具有随意性,与所辨识系统的结构模型没有明确对应关系,物理意义不明显.文中根据共轴式直升机动力学基本模型的结构,建立了一种基于改进的 Elman 神经网络的辨识模型,该网络模型与已知的动力学基本模型结构相对应,使网络结构具有明确的物理意义,同时增加了收敛性.随后,利用该直升机多次外场试飞

收稿日期: 2007-09-13

作者简介: 奚海蛟(1973—),男,黑龙江伊春人,博士生,xhj1021@126.com.

的遥测数据对网络模型进行了训练，在此基础上深入研究了几种典型飞行状态的动态特性，得到了比较满意的结果.

1 飞机动力学模型结构

由牛顿第二定律，直升机动力学方程为

$$\begin{bmatrix}\dot{u}\\ \dot{v}\\ \dot{w}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}-g\sin\theta\\ g\sin\phi\cos\theta\\ g\cos\phi\sin\theta\end{bmatrix}+\frac{1}{m}\begin{bmatrix}F_x\\ F_y\\ F_z\end{bmatrix}-\boldsymbol{\omega}^*\begin{bmatrix}u\\ v\\ w\end{bmatrix} \tag{1}$$

$$\begin{bmatrix}\dot{p}\\ \dot{q}\\ \dot{r}\end{bmatrix}=-\boldsymbol{I}^{-1}\boldsymbol{\omega}^*\boldsymbol{I}\begin{bmatrix}p\\ q\\ r\end{bmatrix}+\boldsymbol{I}^{-1}\begin{bmatrix}M_l\\ M_m\\ M_n\end{bmatrix} \tag{2}$$

直升机运动学方程为

$$\begin{bmatrix}\dot{\theta}\\ \dot{\phi}\\ \dot{\psi}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}0 & \cos\phi & -\sin\phi\\ 1 & \sin\phi\tan\theta & \cos\phi\tan\theta\\ 0 & \sin\phi\sec\theta & \sin\phi\sec\theta\end{bmatrix}\begin{bmatrix}p\\ q\\ r\end{bmatrix} \tag{3}$$

式中，m 为直升机总质量；(F_x,F_y,F_z) 和 (M_l,M_m,M_n) 分别为合力和合力矩；$\boldsymbol{I}$ 和 $\boldsymbol{\omega}^*$ 分别为惯性矩阵和角速度的叉乘矩阵. 式(1)～式(3)联立，得到9个一阶微分方程表示的共轴式直升机数学模型，写成状态方程为

$$\dot{\boldsymbol{X}}=\boldsymbol{A}\boldsymbol{X}+\boldsymbol{B}\boldsymbol{U} \tag{4}$$

若状态参数为系统输出，则有

$$\boldsymbol{Y}=\boldsymbol{E}\boldsymbol{X}=\boldsymbol{X} \tag{5}$$

式中，系统状态变量 $\boldsymbol{X}$ 和系统控制变量 $\boldsymbol{U}$ 分别为

$$\boldsymbol{X}=[u,v,w,p,q,r,\theta,\phi,\psi]^{\mathrm{T}}$$

$$\boldsymbol{U}=[B_1,\theta_{012},A_1,\theta_{01}]^{\mathrm{T}}$$

$\boldsymbol{A}$ 与 $\boldsymbol{B}$ 分别为9×9的系统状态矩阵和9×4的控制矩阵，即为待辨识矩阵；$\boldsymbol{E}$ 为单位阵；$\boldsymbol{Y}$ 为状态输出.

对于离散时间系统，式(4)和式(5)联立得

$$\left.\begin{aligned}&\boldsymbol{X}(k+1)=\boldsymbol{A}(k)\boldsymbol{X}(k)+\boldsymbol{B}(k)\boldsymbol{U}(k)\\ &\boldsymbol{Y}(k)=\boldsymbol{E}\boldsymbol{X}(k)=\boldsymbol{X}(k)\end{aligned}\right\} \tag{6}$$

2 改进的 Elman 神经网络结构

基本 Elman 神经网络结构[3]如图1所示.

隐层用线性单元，且阈值为零，对应的方程如下：

$$\left.\begin{aligned}&\boldsymbol{x}(k)=\boldsymbol{w}^1\boldsymbol{x}_c(k)+\boldsymbol{w}^2\boldsymbol{u}_c(k-1)\\ &\boldsymbol{x}_c(k)=\boldsymbol{x}(k-1)\\ &\boldsymbol{y}(k)=\boldsymbol{w}^3\boldsymbol{x}(k)\end{aligned}\right\} \tag{7}$$

比较式(6)与式(7)结构上的相似性，同时考虑输入与状态的延迟，建立改进的 Elman 神经网络模型如图2.

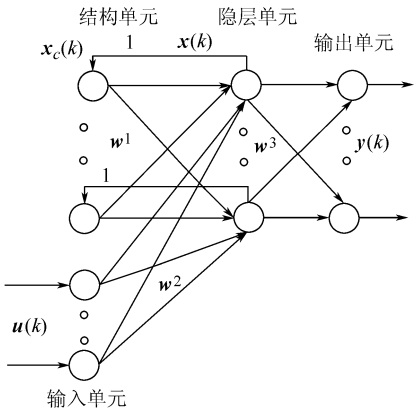


图1 基本 Elman 神经网络

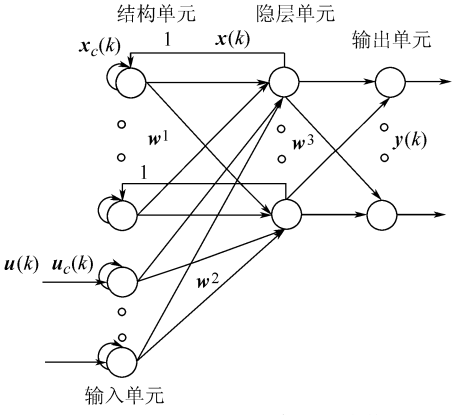


图2 改进的 Elman 神经网络模型

该网络模型中，输入层有4个神经元，对应总距、纵向、横向、航向4个输入参数；隐层有9个神经元，对应飞机的9个状态参数；结构层带有 α 增益的自反馈，对应状态的延迟；输入层带有 β 增益的自反馈，对应输入的延迟. 输出层有9个神经元，对应9个输出；$\boldsymbol{w}^1$，$\boldsymbol{w}^2$ 为待辨识权值矩阵，对应系统状态矩阵和控制矩阵. 对应的神经网络模型有如下方程：

$$\left.\begin{aligned}&\boldsymbol{x}(k)=\boldsymbol{w}^1\boldsymbol{x}_c(k)+\boldsymbol{w}^2\boldsymbol{u}_c(k-1)\\ &\boldsymbol{x}_c(k)=\alpha\boldsymbol{x}_c(k-1)+\boldsymbol{x}(k-1)\\ &\boldsymbol{u}_c(k-1)=\beta\boldsymbol{u}_c(k-2)+\boldsymbol{u}(k-1)\\ &\boldsymbol{y}(k)=\boldsymbol{w}^3\boldsymbol{x}(k)\end{aligned}\right\} \tag{8}$$

其中

$$\boldsymbol{x}_c(k)=\alpha\boldsymbol{x}_c(k-1)+\boldsymbol{x}(k-1)=$$
$$\boldsymbol{x}(k-1)+\alpha\boldsymbol{x}(k-2)+\alpha^2\boldsymbol{x}(k-3)+\cdots$$
$$\boldsymbol{u}_c(k-1)=\beta\boldsymbol{u}_c(k-2)+\boldsymbol{u}(k-1)=$$
$$\boldsymbol{u}(k-1)+\beta\boldsymbol{u}(k-2)+\beta^2\boldsymbol{u}(k-3)+\cdots$$

由上式可见，$\boldsymbol{x}_c(k)$ 和 $\boldsymbol{u}_c(k-1)$ 分别含有过

去时刻的状态和操纵输入信息,考虑了系统的延迟.通过试算,取 $\alpha=\beta=0.55$ 基本可以满足延迟的要求.

由于状态参数为系统输出,所以相应隐层到输出层的连接权值是固定值,即矩阵 $\boldsymbol{w}^3$ 为单位阵,所以该网络可以简化为图 3.

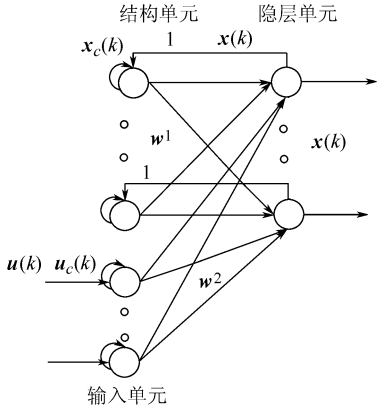


图 3　简化的样例机神经网络模型

3　学习算法

如图 3,对每一个状态神经元 x_i 有 9+4=13 个输入,可以将网络看成是 13 个输入 9 个输出的网络,利用实时递归学习算法[4-5]学习.

k 时刻单元 j 的输入为

$$\boldsymbol{v}_j(k)=\sum_{i=1}^{4}\boldsymbol{w}_{ji}^2(k)\boldsymbol{u}_i(k)+\sum_{i=1}^{9}\boldsymbol{w}_{ji}^1(k)\boldsymbol{x}_i(k)=\sum_{i=1}^{13}\boldsymbol{w}_{ji}(k)\boldsymbol{U}_i(k)$$

此处

$$\boldsymbol{w}=[\boldsymbol{w}^1\quad\boldsymbol{w}^2]\qquad\boldsymbol{U}(k)=\begin{bmatrix}\boldsymbol{x}(k)\\\boldsymbol{u}(k)\end{bmatrix}$$

对于阈值为 0 的线性神经元,$k+1$ 时刻 j 的输出:

$$\boldsymbol{x}_j(k+1)=\varphi[\boldsymbol{v}_j(k)]=\boldsymbol{v}_j(k)$$

j 单元误差

$$\boldsymbol{e}_j(k)=\boldsymbol{d}_j(k)-\boldsymbol{x}_j(k)$$

k 时刻瞬时误差平方和

$$\boldsymbol{\xi}(k)=\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{9}\boldsymbol{e}_j^2(k)$$

所有时间总误差

$$\boldsymbol{\xi}_t=\sum_k\boldsymbol{\xi}(k)$$

所以

$$\nabla_w\boldsymbol{\xi}_t=\frac{\partial\boldsymbol{\xi}_t}{\partial\boldsymbol{w}}=\sum_k\frac{\partial\boldsymbol{\xi}(k)}{\partial\boldsymbol{w}}=\sum_k\nabla_w\boldsymbol{\xi}(k)$$

在 k 时刻某特定权值的增量为

$$\Delta\boldsymbol{w}_{pq}=-\eta\frac{\partial\boldsymbol{\xi}(k)}{\partial\boldsymbol{w}_{pq}(k)}$$

其中

$$\frac{\partial\boldsymbol{\xi}(k)}{\partial\boldsymbol{w}_{pq}(k)}=\sum_{j=1}^{9}\boldsymbol{e}_j(k)\frac{\partial\boldsymbol{e}_j(k)}{\partial\boldsymbol{w}_{pq}(k)}=-\sum_{j=1}^{9}\boldsymbol{e}_j(k)\frac{\partial\boldsymbol{x}_j(k)}{\partial\boldsymbol{w}_{pq}(k)}$$

下面求 $\dfrac{\partial\boldsymbol{x}_i(k)}{\partial\boldsymbol{w}_{pq}(k)}$ 的递推公式,为此

$$\frac{\partial\boldsymbol{x}_j(k+1)}{\partial\boldsymbol{w}_{pq}(k)}=\frac{\partial\boldsymbol{x}_j(k+1)}{\partial\boldsymbol{v}_j(k)}\frac{\partial\boldsymbol{v}_j(k)}{\partial\boldsymbol{w}_{pq}(k)}=\frac{\partial\boldsymbol{v}_j(k)}{\partial\boldsymbol{w}_{pq}(k)}=\sum_{i=1}^{13}\frac{\partial(\boldsymbol{w}_{ji}(k)\boldsymbol{U}_i(k))}{\partial\boldsymbol{w}_{pq}(k)}=\sum_{i=1}^{13}\left[\boldsymbol{w}_{ji}(k)\frac{\partial\boldsymbol{U}_i(k)}{\partial\boldsymbol{w}_{pq}(k)}+\boldsymbol{U}_i(k)\frac{\partial\boldsymbol{w}_{ji}(k)}{\partial\boldsymbol{w}_{pq}(k)}\right]$$

当 $j=p,i=q$ 时,$\partial\boldsymbol{w}_{ij}(k)/\partial\boldsymbol{w}_{pq}(k)=1$,其余情况为 0,并且输入向量对权值梯度应为 0,所以上式变为

$$\frac{\partial\boldsymbol{x}_j(k+1)}{\partial\boldsymbol{w}_{pq}(k)}=\sum_{i=1}^{9}\boldsymbol{w}_{ji}(k)\frac{\partial\boldsymbol{x}_i(k)}{\partial\boldsymbol{w}_{pq}(k)}+\lambda_{pj}\boldsymbol{U}_q(k)\tag{9}$$

其中,$\lambda_{pj}=\begin{cases}1 & j=p\\0 & \text{其它}\end{cases}$,$k=0$ 时,有 $\partial\boldsymbol{x}_j(0)/\partial\boldsymbol{w}_{pq}(0)=0$,因此,训练上述网络的步骤如下:

1) 从 $k=0$ 开始,对每一步 k,计算 9 个神经元的输出,得到 $\boldsymbol{U}(k)$,根据该直升机以往试飞与理论计算的经验,权的初值设为[-2,2]值域内均匀分布的随机数.

2) 对所有 j,k,l 按式(9)和初始条件计算 $\partial\boldsymbol{x}_j(k)/\partial\boldsymbol{w}_{pq}(n)$.

3) 按下式计算权值修正量

$$\Delta\boldsymbol{w}_{pq}(k)=\eta\sum_{i=1}^{9}\boldsymbol{e}_j(k)\frac{\partial\boldsymbol{x}_j(k)}{\partial\boldsymbol{w}_{pq}(k)}$$

4) 按下式修正权值

$$\boldsymbol{w}_{pq}(k+1)=\boldsymbol{w}_{pq}(k)+\Delta\boldsymbol{w}_{pq}(k)$$

返回 1)重复上述计算至误差小于给定值.

4　仿真结果

本文选择了水平前飞、盘旋、螺旋下降、螺旋上升等几个典型飞行状态的外场试飞数据,经过剔除野值、平滑、滤波等处理后对该网络进行了训练,获得了相应的权值矩阵,给出了各种典型飞行状态下网络模型的横向、航向、纵向、总距的输入响应,并同实际遥测数据进行了比较,实验表明,该网络模型基本模拟了共轴式直升机的动力学特性.下面给出在飞行高度为 1 000 m,飞行速度为 72 km/h 的水平前飞状态下的操纵响应曲线,如图 4.

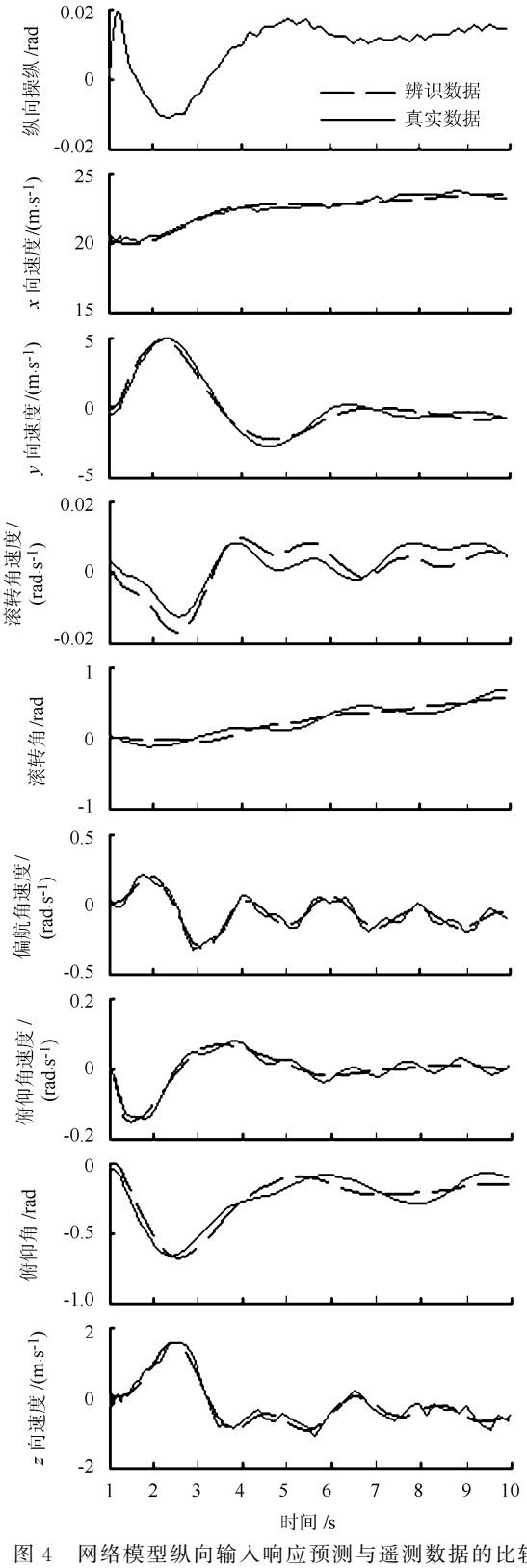


图4 网络模型纵向输入响应预测与遥测数据的比较

选择遥测数据中该状态下某时刻的纵向操纵作为网络模型的输入.从图中可以看出,给出纵向操纵后,该直升机前飞速度增加,滚转角速度和航向角速度也发生振荡变化,表现出耦合特性.

5 结束语

实验机型由于缺乏风洞吹风等实验的条件,很多气动参数无法确定,在一定程度上限制了该直升机动力学模型的建立.本文建立了一种基于改进的Elman神经网络的辨识模型,并通过几个典型飞行状态的数据训练该网络,获得了研究该直升机动力学特性的神经网络模型,操纵响应曲线表明辨识结果基本符合该直升机动力学规律.但由于已往的系留和外场试飞中以研究直升机动力学特性为目的的实验较少,只能从大量试飞数据中去选择基本合适的飞行数据来进行系统辨识,有的飞行状态还没有合适的数据,还需要更多有效的数据来训练该网络模型.在以后的系留和外场试飞中将增加系统辨识实验设计,更好的完善该网络模型.

参考文献(References)

[1] 周国仪.共轴式直升机飞行动力学建模及数值模拟[D].北京:北京航空航天大学航空科学与工程学院,2003
Zhou Guoyi. Modeling and numerical simulation of thedynamics of coaxial helicopter[D]. Beijing: School of Aeronautic Science and Engineering, Beijing University of Aeronautice and Astronautics, 2003(in Chines)

[2] Hornik K, Stinchornbe M, White H. Multilayer feedforward network are universal approximators[J]. Neural Network,1989,2:359-366

[3] 阎平凡,张长水.人工神经网络与模拟进化计算[M].北京:清华大学出版社,2005:276-327
Yan Pingfan, Zhang Changshui. Artificial neural networks and evolutionary computing[M]. Beijig: Tshinghua University Press, 2005:276-327(in Chinese)

[4] Williams R, Zipser D. A learning algorithm for continually running fully recurrent NN[J]. Neural Computation,1989,1:270-280

[5] Gernasky M. Simple recurrent network trained by RTRL and extended Kalmann filter algorithm[J]. Neural Network World, 2003, 13(3):223-234

(责任编辑:娄 嘉)