

基于 Elman 网络的某型直升机飞行状态识别

李军亮 胡国才 韩 维 柳文林
(海军航空工程学院, 山东 烟台 264001)

摘 要 利用 Elman 网络良好地逼近非线性能力、容错和泛化能力,根据直升机飞行的实际科目,对待识别的飞行状态预先进行分类,建立 Elman 神经网络识别模型,验证表明该模型可以较好地识别直升机飞行状态,为直升机传动系统的故障诊断乃至直升机的健康管理提供重要依据。

关键词 神经网络;直升机;状态识别

中图分类号 :V212.4

文献标识码 :A

Helicopter Flight Condition Recognition Based on Elman Neural Network

LI Jun-liang, HU Guo-cai, HAN Wei, LIU Wen-lin
(Naval Aeronautical Engineering Institute, Yantai 264001, China)

Abstract Elman neural network has the advantages of good close to the nonlinear ability, fault tolerance and generalization ability. According to the dynamic equation of helicopter, an Elman neural network model is established for recognize the flight condition. The computation result shows that the model is competent for recognizing the helicopter flight condition. The model can provide important basis for helicopter transmission system failure forecast and PHM.

Key words neural network; helicopter; condition recognition

0 引言

随着军用直升机的使用频次加大,降低维护成本和提高直升机的飞行安全性,是机务工作者面临的重大课题。目前,直升机动部件主要是按安全疲劳寿命设计的,主要考虑直升机的群体寿命,而不是根据直升机个体的实际工作情况来控制寿命。一方面由于设计中的保守,使许多动部件达到设计寿命后可能还有剩余寿命,从而造成极大浪费,增加使用维护费用,西科斯基公司通过计算机仿真指出如果用直升机的实际使用谱取代设计所用的最严重使用谱,其他条件不变,则直升机的使用寿命可增加两到三倍^[1];另一方面如果某架直升机实际使用环境比设计环境恶劣,则很可能提早到达设计寿命,造成很大的隐患。为降低直升机有限寿命部

件更换费用但不影响直升机的飞行安全性,西方学者提出应记录每架直升机飞行使用情况,甚至某些部件的疲劳载荷,以便较准确地决定各部件更换时间。鉴于此种理念,目前飞行器已经由传统的状态监控和故障诊断技术向故障预测与健康管理(PHM)技术方向发展^[2]。PHM 技术能够显著降低维修、使用和保障费用,提高战备完好率和任务成功率,提高飞行器安全性和可用性。

通过飞行状态识别,可以建立直升机各个部件与其实测载荷谱的一一对应关系,为各部件寿命预测和直升机的健康管理提供重要依据。但是直升机状态和各个监测的飞行参数之间有着复杂的非线性关系,在测量过程中存在交联耦合和外干扰效应,同时飞行参数又是随时间动态变化的,这样就增加了直升机飞行状态识别工作的难度^[3-4]。本文

收稿日期 2014-11-26

修回日期 2015-01-27

* 基金项目 国家自然科学基金资助项目(51375490)

作者简介 李军亮(1982-)男,陕西岐山人,博士研究生。研究方向 海军航空、导弹装备保障。

采用 Elman 网络对直升机的飞行状态进行识别。

1 基本研究思路

通过采集大量某型直升机的飞参数据,对直升机实际飞行状态进行分类、编码,对应于各状态的飞参数据作为样本数据进行 ELMAN 训练,从而得到对应于不同飞行状态的 ELMAN 网络模型,最终只要输入直升机的飞参数据,整个网络系统会自动对数据进行分类、识别,从而判断出对应于该组数据下的直升机的飞行状态,具体思路如图 1 所示。

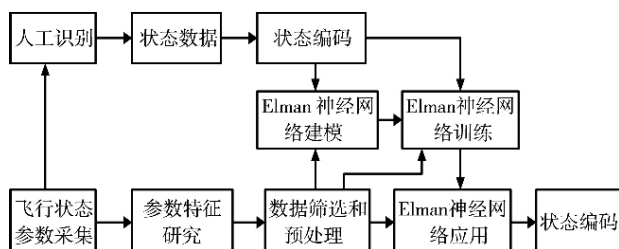


图 1 直升机飞行状态识别技术路线

2 飞行状态参数项研究

2.1 数据项分析

一般情况下直升机的动力学方程一般由 9 个非线性方程组成,即关于力、力矩和角速度的方程,其状态方程可用式(1)表示^[5]。

$$\dot{X} = AX + BU \quad (1)$$

本文研究某型单旋翼侧尾桨直升机,故 A 为直升机状态矩阵, B 为操纵向量矩阵,状态向量 $X = [u, v, w, \theta, \gamma, \phi, \dot{\theta}, \dot{\gamma}, \dot{\phi}]$,其中各分量分别表示前向速度、侧向速度、法向速度、俯仰角、倾斜角、偏航角、俯仰角速度、倾斜角速度、偏航角速度;操纵向量 $B = [A, B, \theta, \delta]$ 分别表示横向周期变距、纵向周期变距、总距和尾桨桨距。

2.2 飞行状态参数预处理

直升机上的传感器种类多,工作环境复杂,受到的干扰较多,所以在确定了需要输入的参数后,需要对传感器采集的数据进行预处理和归一化。文献[6]中介绍了数据预处理的方法,主要是对数据进行过滤,即去野点、限幅和平滑处理,具体流程如图 2 所示。



图 2 飞参数据预处理流程

论文中选取的 13 个飞行参数量纲不同、大小相异,在进行计算前,必须对其进行归一化处理。本文按照式(2)进行归一化。

$$y = \frac{x - \frac{1}{2}(x_{\max} - x_{\min})}{\frac{1}{2}(x_{\max} + x_{\min})} \quad (2)$$

式中 y 为归一化处理后参数值, x 为处理前某一参数值, x_{\max} 为该维参数样本中的最大值, x_{\min} 为其最小值。经过这样的处理,参数的值域被转化到 $[-1, 1]$ 之间。以某次飞行过程当中直升机总距操纵量为例,按照图 2 所示的 5 个步骤进行处理,其结果如图 3 和图 4 所示。

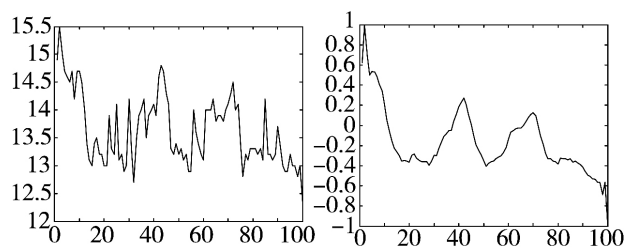


图 3 总距操纵量处理前 图 4 总距操纵量处理后

2.3 飞行状态种类分析

某型直升机的完整飞行状态如下页表 1 所示,共有 48 个,其中去除表中状态号码为 7 和 8 两个状态,需要用神经网络识别的状态为 46 个。

神经网络技术在模式识别过程中存在识别率随着飞行状态增加而下降的问题^[7-8],为了克服该类问题,提高模型识别准确性,本文对需识别的飞行状态按照速度、高度和航向角等要素进行分类,如下页表 2 所示。

3 基于 Elman 神经网络的飞行状态识别

Elman 型回归神经网络一般分为 4 层:输入层、中间层(隐含层)、承接层和输出层。其输入层、中间层、承接层和输出层的连接类似于前馈网络,输入层的单元仅起信号传输作用,输出层单元起线性加权作用。隐含层单元的传递函数可采用线性或非线性函数,承接层又称为状态层,用来记忆隐含层单元前一刻的输出值并返回给输入,可认为是一个延时算子,可以达到记忆的目的,从而使系统具有适应时变特性的能力,能直接反应动态过程系统的特性^[9-10]。

3.1 基于飞行状态识别的 Elman 神经网络结构

参考直升机的动力学状态方程,选用与飞行状态和操纵向量关联的 13 个向量作为基于飞行状态识别的 Elman 神经网络的输入,包括飞行高度、空速、大气温度、主旋翼转速、姿态角、侧滑角、发动机参数等等;中间层神经元个数为 10;输出为神经元个数为 1,表示状态编码,包括悬停、平飞、倒飞、爬升等等。

网络结构设计如第 60 页图 5 所示。

表 1 待识别的飞行状态

代码	状态名称	时间比例	代码	状态名称
1	垂直起飞	4.083 4	25	平飞左转弯 $V138\beta15-30^\circ$
2	滑跑起飞	0.083 3	26	平飞左转弯 $V158\beta15-30^\circ$
3	有地效悬停	6.807 4	27	平飞左转弯 $V193\beta15-30^\circ$
4	左侧飞	0.172 8	28	平飞右转弯 $V138\beta15-30^\circ$
5	右侧飞	0.172 8	29	平飞右转弯 $V158\beta15-30^\circ$
6	倒飞	0.174 1	30	平飞右转弯 $V193\beta15-30^\circ$
7	悬停左转弯	0.239 7	31	左盘旋 $\beta=15^\circ$
8	悬停右转弯	0.239 7	32	左盘旋 $\beta=20^\circ$
9	无地效悬停	2.993 9	33	左盘旋 $\beta=30^\circ$
10	增速	6.800 2	34	左盘旋 $\beta=45^\circ$
11	近地面小速度平飞 $V<100$	2.980 6	35	右盘旋 $\beta=15^\circ$
12	爬升	2.836 4	36	右盘旋 $\beta=20^\circ$
13	爬升左转弯	1.625 2	37	右盘旋 $\beta=30^\circ$
14	爬升右转弯	4.046 3	38	右盘旋 $\beta=45^\circ$
15	变速飞行 $2V=100-180$	0.333 1	39	左盘旋下降
16	大速度变速飞行 $1V180-275$	0.096 3	40	右盘旋下降
17	大速度变速飞行 $2V275-180$	0.112 8	41	匀速下滑
18	变速飞行 $1V180-100$	0.333 3	42	下滑左转弯
19	增速左转弯	0.237 5	43	下滑右转弯
20	增速右转弯	1.182 2	44	消速下滑
21	小速度平飞 $V<120$	0.744 6	45	垂直着陆
22	平飞 $3V130$	1.090 1	46	滑跑着陆
23	平飞 $2V180$	12.620 7	47	自转
24	巡航速度平飞 $1V240$	23.889 6	48	俯冲拉起
			Σ	

表 2 待识别的飞行状态分类

大类	小类编号	分类依据	状态个数	包含状态代号
转弯	0	转弯	12	/13/14/19/20/25/26/27/28/29/30/42/43
	1	最大功率	2	10/24
	2	速度 190 km/h-275 km/h	5	10/16/17/24/48
高空高速	3	速度 170 km/h-190 km/h	5	10/16/17/23/48
	4	速度 130 km/h-170 km/h	6	10/18/22//41/44/48
	5	速度 94 km/h-130 km/h	9	10/11/15/18/21/41/44/47/48
	6	速度 75 km/h-94 km/h	3	10/17/48
低空高速	7		1	41
低空低速	8	速度 4 km/h-74 km/h	4	1/2/6/12
	9	速度 <4km/h	6	3/4/5/9/45/46

3.2 基于状态识别的 Elman 神经网络学习过程

训练样本 P 如下页表 3 所示,其中 P 为 $1\,000 \times 13$ 的矩阵。在进行网络训练之前,需对样本 P 按照图 2 所示的 5 个步骤进行处理;训练目标 T 为对应的飞行状态编码。

用 matlab 软件进行仿真计算,网络训练结果如下

页图 6 所示。

3.3 Elman 神经网络验证

选用飞行状态编码的为 6 和 7 的两组飞行数据进行验证,其计算结果如图 7 和图 8 所示,其中

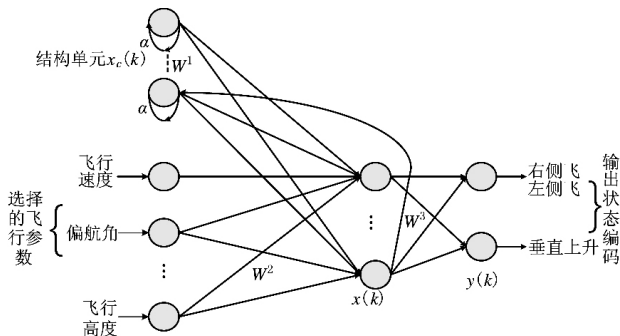


图 5 用于飞行状态识别的 Elman 神经网络结构

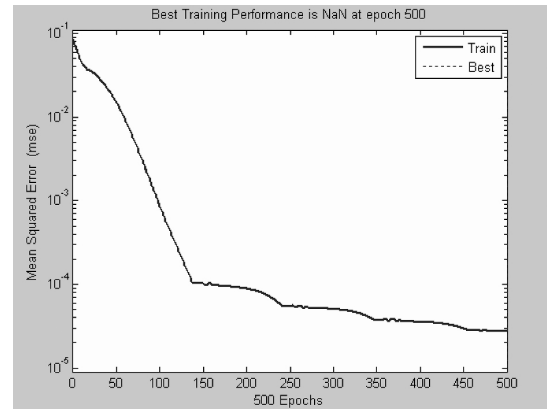


图 6 网络训练结果

表 3 网络训练样本

Mfa	Cosi	HP	Vi	V	Psi	Gam	Ny	Nz	NX	NR	Wf	Hpa
83.614	-169.658	-34.25	47.062	50.859	-9.488	-7.32	0.69	10.053	-0.193	205.6	14.9	16.3
92.308	-167.927	-31.5	54.438	56.234	-8.609	-6.476	1.025	10.312	-0.17	205.2	15.5	16.5
⋮												
73.065	-168.406	95.5	154.688	144.598	-2.331	-3.515	0.42	9.252	0.144	209.3	13.3	141.3

网络输出代码与状态编码的差值只有 1 个点超出 1，说明该模型可以有效识别该型直升机的飞行状态。

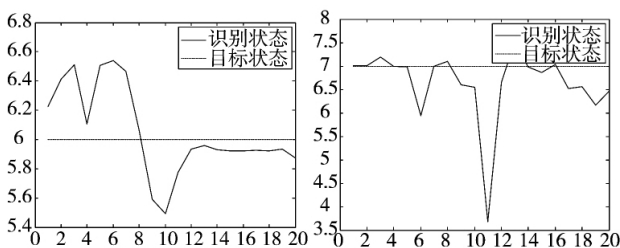


图 7 状态 6 的验证结果

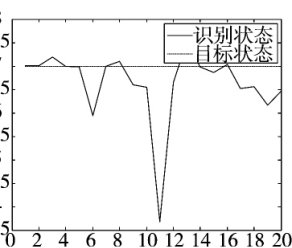


图 8 状态 7 的验证结果

4 结束语

直升机是强耦合的非线性系统，飞参数据和飞行状态识别困难。通过采集直升机飞行过程中的各个监测数据，结合直升机动力学方程组选取相关重要参数，并对之进行预处理作为神经网络的输入，按照该型机的实际飞行科目对其飞行状态进行分类、编码，用 Matlab 软件进行仿真计算，对飞行状态进行识别，得到了较为满意的结果。

在直升机飞行状态识别工作的基础上可以进一步研究该状态下直升机各个关键部件的受力，分析其载荷，从而判断其安全寿命，为直升机故障诊断、预测和健康管理提供依据。此项工作的开展可以减少直升机维护成本提高飞行安全，具有重要经济和军事价值。

参考文献：

[1] Adams D O, Kershner S D, Thielges J. Economical and Reli-

able Methods of Processing HUMS Data for Maintenance Credits In the American Helicopter Society 55th Annual Forum[C]/The American Helicopter Society Inc., 1999.

- [2] 吴明强, 房红征, 文博武, 等. 飞行器故障预测与健康管理 (PHM) 集成工程环境研究[J]. 计算机测量与控制, 2011: 19(1):98-101.
- [3] 杨建卫, 卢京潮. 直升机神经网络模型辨识研究[J]. 计算机仿真, 2010, 27(10):16-20.
- [4] 奚海蛟, 张晓林. 基于 Elman 网络的共轴式直升机动力学系统辨识[J]. 北京航空航天大学学报, 2008, 34(7): 861-864.
- [5] 曹义华. 直升机飞行力学[M]. 北京: 北京航空航天大学大学出版社, 2005.
- [6] Williams R, Zipser D. A Learning Algorithm for Continually Run-ning fully RecurrentNN[J]. Neural Computation, 1989 (1): 270-280.
- [7] Yang P F, Zhang C S. Artificial Neural Networks and Evolutionary Computing [M]. Beijing: Tingshua University Press, 2005.
- [8] Guh R S, Tannock J D T. A Neural Network Approach to Characterize Pattern Parameters in Process Control Charts [J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 1999 (10): 449-462.
- [9] 李国勇, 杨丽娟. 神经模糊预测控制及其 MATLAB 实现 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2013.
- [10] 张德丰. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2009.