

DOI:10.3969/j.issn.0254-0150.2014.07.022

## 基于 LVQ 神经网络的飞机减震器故障预测\*

吴 江

(中国民航飞行学院飞机修理厂 四川广汉 618307)

**摘要:** 针对起落架减震器密封失效导致油液泄漏故障, 提出一种利用 LVQ 神经网络对故障进行预测的方法。利用维修信息中的总起落次数、密封件使用时间、密封有效期间的起落次数和运行环境影响因子作为输入向量, 油液是否泄漏作为输出向量, 建立 LVQ 神经网络故障预测模型。利用历史维修信息对预测模型进行训练, 将当前维修信息输入已训练好的预测模型, 实现故障预测。仿真实例表明, 该预测模型具有简捷、高效以及预测精度高的特点, 使用该预测模型预测时, 无需对输入向量进行预处理, 预测结果与实际情况较吻合。

**关键词:** 起落架; 减震器; 密封; LVQ 神经网络; 故障预测

**中图分类号:** V226; TB42 **文献标识码:** A **文章编号:** 0254-0150(2014)7-107-4

## Fault Prediction for Airplane Shock Absorber Based on LVQ Neural Network

Wu Jiang

(Aircraft Repair & Overhaul Plant, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan Sichuan 618307, China)

**Abstract:** For oil leakage fault of landing gear shock absorber because of seal failure, a fault prediction method based on LVQ neural network was put forward. The maintenance data such as total flight takeoff-landing number, seal ring working time, flight takeoff-landing number in available period of seal and working environment impact factors were served as input vector, the oil leakage fault was served as output vector, a LVQ neural network fault prediction model was established. The historical maintenance data were presented to train the prediction model, the current maintenance data were inputted to the trained prediction model to achieve fault prediction. The simulation result of an example shows that the prediction model has the advantages of simplicity, high efficiency and high accuracy of prediction, the input vector is no need to be pretreated when using this prediction model, and the prediction results are in good accordance with the actual results.

**Keywords:** landing gear; shock absorber; seal; LVQ neural network; fault prediction

起落架减震器主要用于吸收飞机着陆时的撞击动能, 减少着陆、滑跑过程中的动载荷, 提高结构安全性和乘坐舒适性。油气式减震器是起落架中应用最广泛的一种, 由外筒、活塞、活塞杆、阻尼件和密封装置等构成, 其主要故障形式为密封失效导致油液泄漏。减震器油液泄漏故障将增加飞机着陆时的冲击载荷, 影响起落架及机身结构的可靠性, 严重时甚至会危及飞行安全。目前, 起落架减震器密封装置的维修措施为, 定时更换或故障后更换橡胶密封件, 存在过维修和欠维修的问题, 如果能对减震器油液泄漏故障进行准确预测, 则可视情更换橡胶密封件, 解决当前维修所存在的问题<sup>[1]</sup>。

人工神经网络具有强大的非线性映射能力, 处理复杂性和多变性问题具有较大的优势, 在故障预测方面得到了广泛的应用<sup>[2-4]</sup>。然而, 目前利用人工神经网络对飞机故障进行预测的实例中, 多以传感器采集的故障征兆信号为输入向量, 尚未见以维修信息作为输入向量进行故障预测的报道<sup>[5-7]</sup>。考虑到导致起落架减震器油液泄漏故障的因素复杂且多变, 很难建立精确的物理及数学预测模型, 加之减震器中没有表征油液泄漏征兆的传感器, 本文作者提出一种基于学习向量量化 (Learning Vector Quantization, LVQ) 神经网络, 利用从维修信息中提取的故障影响因素的特征数据, 对起落架减震器油液泄漏故障进行预测的方法。

### 1 LVQ 神经网络模型

LVQ 神经网络是一种用于训练竞争层的有监督学习方法的输入前向神经网络, 融合了自组织和有导师监督的技术, 是在 SOM 网络两层结构的基础上增

\* 基金项目: 中国民航飞行学院重点科学基金项目 (ZJ2012-04)。

收稿日期: 2013-12-23

作者简介: 吴江 (1976—), 男, 工学硕士, 高级工程师, 主要研究方向为航空器维修与故障预测。E-mail: wjcafc@126.com。

加了线性层, 竞争层得到的类别称为子类, 输出层又称线性层, 线性层的类别标签是由导师信号给出的, 是目标分类, 算法是从 Kohonen 竞争算法演化而来<sup>[8]</sup>。

### 1.1 LVQ 神经网络结构

如图1所示, LVQ神经网络由3层神经元组成, 即输入层、竞争层和线性输出层, 输入层有  $N$  个输入节点, 接受输入向量  $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ , 竞争层有  $M$  个神经元, 呈一维线性排列, 线性输出层有  $K$  个神经元。输入节点和竞争层神经元通过权值向量  $\mathbf{W} = [w_{11}, \dots, w_{ij}, \dots, w_{MN}]^T$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ ;  $j = 1, 2, \dots, N$ ) 实现完全互连, 竞争层中任一神经元用  $i$  表示, 其输入为输入向量和权值向量的内积  $u_i = \mathbf{W}^T \mathbf{X} = \sum_{j=1}^N w_{ij} x_j$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ )。竞争层与线性输出层之间部分连接, 每个竞争层神经元只与一个线性输出层神经元连接且连接权值恒为1, 每个线性输出层神经元可以与多个竞争层神经元相连接, 竞争层神经元的输出为  $v_i = f(u_i)$ ,  $f(\cdot)$  为神经元激励函数。当某个输入向量被送至网络时, 与输入向量距离最近的竞争层神经元被激活, 神经元的状态为“1”, 而其他竞争层神经元的状态均为“0”。因此, 与被激活神经元相连接的线性输出层神经元状态也为“1”, 而其他线性输出层神经元的状态均为“0”。

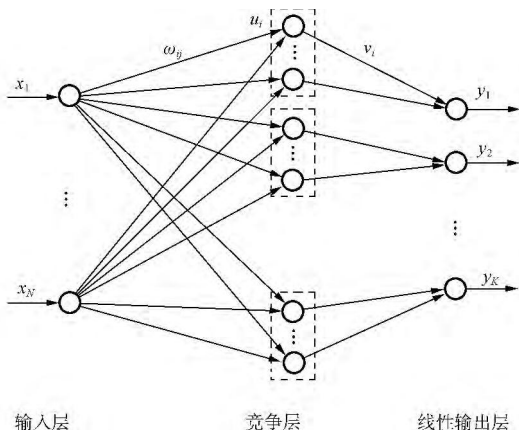


图1 LVQ神经网络

Fig 1 LVQ neural network

### 1.2 LVQ神经网络的学习算法

LVQ神经网络的学习算法的基本思想是: 计算距离输入向量最近的竞争层神经元, 从而找到与之相连接的线性输出层神经元, 若输入向量的类别与线性输出层神经元所对应的类别一致, 则对应的竞争层神经元权值沿着输入向量的方向移动; 反之, 若两者的类别不一致, 则对应的竞争层神经元权值沿着输入向

量的反方向移动。算法的具体步骤如下:

第1步 初始化输入层与竞争层之间的权值  $\omega_{ij}$  及学习率  $\eta$  ( $\eta > 0$ )。

第2步 将输入向量  $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$  送入到输入层, 并计算竞争层神经元与输入向量的距离:

$$d_i = \sqrt{\sum_{j=1}^N (x_j - \omega_{ij})^2} \quad i = 1, 2, \dots, M$$

第3步 选择与输入向量距离最小的竞争层神经元, 若  $d_i$  最小, 则记与之连接的线性输出层神经元的类别标签为  $C_i$ 。

第4步 记输入向量对应的类别标签为  $C_x$ , 若  $C_i = C_x$ , 则用如下方法调整权值:

$$\omega_{ij\_new} = \omega_{ij\_old} + \eta(x - \omega_{ij\_old})$$

否则, 按如下方法进行权值更新:

$$\omega_{ij\_new} = \omega_{ij\_old} - \eta(x - \omega_{ij\_old})$$

## 2 LVQ神经网络故障预测建模

### 2.1 故障影响因素的特征数据

减震过程中油气式减震器中的活塞相对外筒往复运动, 利用活塞上安装的“O”形橡胶密封件, 在外筒和活塞之间构成往复密封。引起该密封装置失效导致油液泄漏的因素广泛地存在于起落架减震器设计、制造、使用和维修的全过程, 但飞机营运单位, 往往只能关注运行(使用、维修)环节中的因素。为此, 本文作者从飞机运行的角度, 分析引起减震器油液泄漏的因素, 以维修数据为基础提取相关的特征数据, 建立故障预测模型。

(1) 总起落次数。飞机着陆、滑跑过程中, 减震器外筒与活塞相互高频往复运动, 必然会产生磨损。总起落次数越多, 这种往复运动的总行程越大, 活塞和外筒磨损量越大。外筒和活塞的磨损会增大密封装置的配合间隙, 使密封件的承压能力降低。当减震器上的载荷超过密封件承压能力时, 密封件从间隙中挤出而损坏, 引起油液泄漏。因此, 总起落次数会影响减震器中密封件抵抗损坏的能力, 可作为引起油液泄漏的特征数据。

(2) 密封件使用时间。减震器中密封件材料的弹性模量、变形能力和抗拉强度等物理性能随着使用时间增长而不断下降, 导致密封装置的密封性能不断变差。减震器外筒内表面随着使用时间增长而产生腐蚀坑点, 密封接触面的表面粗糙度不断增大, 导致密封装置的密封性能不断变差。日常维修工作中, 只有在更换密封件时, 才会去除外筒内表面的腐蚀坑点, 恢复其表面粗糙度。综上, 密封件使用时间会影响减震器的密封性能, 可作为引起油液泄漏的特征数据。

(3) 密封有效期间的起落次数。密封有效期间的起落次数指密封件从最初使用开始至油液泄漏结束，这期间所对应的起落次数。减震过程中，密封装置的往复运动会造成密封件磨损。密封有效期间的起落次数越多，密封件往复总行程越大，磨损量越大。密封件的磨损会减小压缩量，引起密封性能变差。因此，密封有效期间的起落次数会影响减震器的密封性能，可作为引起油液泄漏的特征数据。

(4) 运行环境影响因子。飞机着陆、滑跑过程中，跑道表面的坑槽、隆起和错台等评价平整度的因素，影响减震器中密封装置的载荷状况、往复运动速度、频率和总行程等，引起密封性能衰减率的变化。跑道表面平整度越差，密封装置工况越恶劣，密封性能衰减越快。环境温度影响密封件的老化率，引起密封性能变化。空气中的腐蚀成分影响密封装置的腐蚀速率和程度，改变密封环境，引起密封性能变化。综上，跑道表面平整度、环境温度和空气成分等运行环境因素均会影响减震器的密封性能，可依据这些影响因素对密封性能的影响程度，设定不同影响因子作为引起油液泄漏的特征数据。

2.2 故障预测建模

故障预测模型的输入向量为故障影响因素的特征数据：总起落次数，密封件使用时间，密封有效期间的起落次数，运行环境影响因子(1, 2, 3, ...)。故障预测模型的输出向量为减震器状态：1(油液未泄漏)，2(油液泄漏)。

利用 Matlab 编程建立一个 LVQ 神经网络，设置网络参数为：竞争层神经元个数为 18 个，学习速率为 0.1，训练步数为 1000，训练目标为 0.05，训练间隔为 10<sup>[9]</sup>。从飞机历史维修信息中提取上述输入、输出向量作为训练数据，对已建立的 LVQ 神经网络进行训练。将从当前维修信息中提取的特征数据输入已训练好的网络，进行故障预测。

3 仿真实例

以某飞行训练飞机起落架减震器油液泄漏故障为例，从机群定检和减震器油液泄漏更换密封件时所获得的历史维修信息中，提取了 84 组样本作为故障预测模型的训练数据，部分训练数据见表 1。LVQ 神经网络训练函数收敛情况如图 2 所示，本次经过 319 步训练，网络达到稳定，训练结束。

表 1 LVQ 神经网络训练数据(部分)  
Table 1 The training data in LVQ neural network (part)

飞机总起落次数	密封件使用时间 t/h	密封有效期间的起落次数	运行环境影响因子	减震器状态	飞机总起落次数	密封件使用时间 t/h	密封有效期间的起落次数	运行环境影响因子	减震器状态
4 512	1 200	4 512	1	1	25 381	1 253.7	5 147	1	2
11 262	2 603.4	11 262	2	2	9 293	2 400	9 293	2	1
12 107	3 042.8	12 107	1	2	9 253	2 400	9 253	1	1
15 822	1 200	4 527	1	1	13 222	1 200	4 723	2	1
3 647	1 200	3 647	2	1	27 492	805.8	3 615	1	2
22 077	1 200	3 963	1	1	18 347	1 200	4 262	2	1
18 111	1 895.2	5 554	2	2	29 464	480.3	1 400	2	2

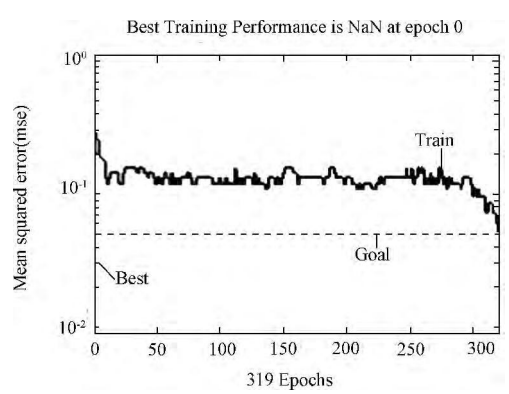


图 2 LVQ 神经网络训练函数收敛情况  
Fig 2 The convergence of LVQ neural network training function

从当前机群的维修信息中提取 30 组减震器油液泄漏故障影响因素的特征数据，输入已训练好的 LVQ 神经网络，对减震器状态进行预测，其预测结果见表 2。

表 2 减震器状态预测结果  
Table 2 The fault prediction results of shock absorber

预测样本数	油液未泄漏预测数	误测数	正确率	油液泄漏预测数	误测数	正确率	总体预测准确率
30	13	1	92.8571%	16	0	100%	96.6667%

由表 2 可以看出, 以总起落次数、密封件使用时间、密封有效期间的起落次数、运行环境影响因子为输入向量, 利用 LVQ 神经网络对减震器油液泄漏故障进行预测, 可获得较高的预测精度。

#### 4 结论

(1) 仿真实例表明, 所建立的故障预测模型, 具有简洁、高效以及预测精度高的特点, 预测时无需对输入向量进行预处理, 预测结果与实际情况较吻合, 为视情更换减震器密封件, 解决过维修和欠维修问题提供了一种有效的方法。

(2) 以维修信息中的总起落次数、密封件使用时间、密封有效期间的起落次数、运行环境影响因子为输入向量, 油液是否泄漏为输出向量, 利用 LVQ 神经网络建立减震器密封失效导致油液泄漏故障预测模型, 是对故障预测技术的一种新应用, 其思路与方法可为飞机故障预测提供参考借鉴。

#### 参考文献

- [1] 左洪福, 蔡景, 吴昊等. 航空维修工程学 [M]. 北京: 科学出版社, 2011.
- [2] 田路, 张炜, 杨正伟. Elman 型神经网络在液体火箭发动机故障预测中的应用 [J]. 弹箭与制导学报, 2009, 29 (1): 191 - 194.  
Tian Lu, Zhang Wei, Yang Zhengwei. Application of elman neural network on liquid rocket engine fault prediction [J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2009, 29 (1): 191 - 194.
- [3] 唐湘燕, 陈效华. 基于神经网络的火炮自动供输弹装置故障

预测 [J]. 火炮发射与控制学报, 2007 (3): 54 - 58.

Tang Xiangyan, Chen Xiaohua. Fault Prediction research on gun automatic loader based on neural network [J]. Journal of Gun Launch & Control, 2007 (3): 54 - 58.

- [4] 房红征, 史慧, 韩立明, 等. 基于粒子群优化神经网络的卫星故障预测方法 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 21 (7): 1730 - 1733.  
Fang Hongzheng, Shi Hui, Han Liming, et al. Method of prognostics for satellite based on particle swarm optimized neural network [J]. Computer Measurement & Control, 2013, 21 (7): 1730 - 1733.
- [5] 任占勇. 航空电子产品预测与健康管理技术 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2013.
- [6] 董磊, 任章, 李清东. 基于 SMO-SVR 的飞机航面损伤故障趋势预测 [J]. 北京航空航天大学学报, 2012, 38 (10): 1300 - 1305.  
Dong Lei, Ren Zhang, Li Qingdong. Fault prediction for aircraft control surface damage based on SMO-SVR [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2012, 38 (10): 1300 - 1305.
- [7] 高峰, 周胜明, 曲建岭. 基于飞参数据的航空发动机故障预报研究 [J]. 测控技术, 2011, 30 (5): 115 - 117.  
Gao Feng, Zhou Shengming, Qu Jianling. Research on fault forecast aeroengines based on flight data [J]. Measurement & Control Technology, 2011, 30 (5): 115 - 117.
- [8] 高隽. 神经网络原理及仿真实例 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2010.
- [9] 王小川, 史峰, 郁磊, 等. MATLAB 神经网络 43 个案例分析 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013.

(上接第 101 页)

#### 参考文献

- [1] 戴树和. 可靠性及其化工设备中的应用 [M]. 北京: 化学工业出版社, 1987: 115.
- [2] 李林升, 林国湘, 邹家柱. 垫片密封的模糊可靠性分析方法 [J]. 南华大学学报, 2007, 21 (2): 83 - 85.  
Li Linsheng, Lin Guoxiang, Zou Jiazhu. Analysis of fuzzy reliability for gasket sealing [J]. Journal of University of South China, 2007, 21 (2): 83 - 85.
- [3] 万青, 俞高伟, 李佳祺. 计算法和图表法在密封容器气体泄漏率测算中的应用 [J]. 发电设备, 2013, 27 (5): 114 - 117.  
Wan Qing, Yu GaoWei, Li Jiaqi. Application of calculation method and graphical method to measurement of gas leakage rate from sealed containers [J]. Power Equipment, 2013, 27 (5): 114 - 117.
- [4] Mottram A W T. Seals for liquid propellant rocket engines [C] // Proceedings of the Second International Conference on Fluid Sealing, 1994: 4 - 15.
- [5] 黄有用, 陈晔, 查俊杰. 基于 ANSYS 的金属环形八角垫片密封系统的泄漏分析 [J]. 润滑与密封, 2013, 38 (5): 104 - 108.  
Huang Youyong, Chen Ye, Cha Junjie. Leakage analysis of metal octagonal ring gasket system with ANSYS software [J]. Lubrication Engineering, 2013, 38 (5): 104 - 108.
- [6] Estrada H, Parsons I D. Strength and leakage finite element analysis of a GFRP flange joint [J]. International Journal of Pressure Vessels and Piping, 1999, 76: 543 - 550.
- [7] Shoji Y, Nagata S. A new analysis method for flange-gasket system [J]. Proceedings of the ASME: PVP Conference, 1999, 382: 113 - 120.
- [8] Sawa T, Higurashi N, Akagawa H. A stress analysis of pipe flange connections [J]. Journal of Pressure Vessel Technology, ASME, 1991, 113: 497 - 503.