

文章编号: 1672-2892(2010)05-0612-04

基于 BP 神经网络的民用航空航段安全风险评估

王浩锋

(中国工程物理研究院 研究生部, 北京 100088)

摘 要: 基于反向传播(BP)神经网络, 建立了民用航空航段安全风险评估模型。采用 MATLAB 软件并通过某航空公司 A320 机型的实际飞行数据, 实现神经网络模型的训练与检测, 误差在可接受范围内。试验结果表明, 该评估模型能够体现和反映航段安全风险。同时, 基于此模型建立了航段安全风险评估原型系统, 为航空公司进一步实施安全管理以及民航局履行政府安全监管职能提供科学手段和工具。

关键词: BP 神经网络; 航段安全; 风险评价; 评估模型

中图分类号: TP389.1

文献标识码: A

Safety risk assessment model for civil aviation flight phase based on BP neural network

WANG Hao-feng

(Graduate Faculty, China Academy of Engineering Physics, Beijing 100088, China)

Abstract: This research built a flight phase safety risk assessment model basing on Back Propagation(BP) neural network. By using MATLAB software and flight data of A320, the training and verification of the model were realized, and the errors were acceptable. The results shows that the model is capable of predicting the possible risk in a flight phase. Moreover, the flight phase safety risk assessment system can provide scientific solutions and can be taken as a tool, which facilitates not only the management regarding flight safety for an airline company, but also the role in flight supervision for the civil aviation administration.

Key words: BP neural network; flight phase safety; risk assessment; assessment model

根据波音公司统计, 近十年国际航空界共发生机毁人亡的民用航空事故 90 余起^[1], 如何降低失事率是当前世界民航业的主要任务。为此, 只有通过加强和完善对航段安全风险评估技术的研究, 不断开发新的风险评估系统, 建立完善、全面、系统的航段安全体系, 对飞行进行全面的评估, 分析、预测航段安全的可靠性, 才能为事故的预测和预防奠定可靠的基础。通过对航段安全的风险因素分析, 导致事故发生的原因是多方面的, 其产生的机理是多层次、错综复杂的。这些因素互相联系, 互相制约, 互相促进, 形成一个复杂的系统^[2]。而 BP 神经网络技术恰恰能够较好地解决具有不确定性、严重非线性、时变滞后的复杂系统的建模问题^[3], 同时还具有较强自学习、自组织、联想记忆和并行处理的功能^[4], 适合处理大量原始数据, 能够进行非线性数据运算。因此本文采用 BP 神经网络技术, 建立民用航空航段安全风险评估模型, 并通过实际数据对模型进行校验。

1 BP 神经网络构建的航段安全风险评估模型

BP 神经网络技术在航空安全领域的应用十分广泛, 其中主要包括飞机刹车效果研究, 驾驶员疲劳模型的构建, 发动机故障预测, 飞机重着陆诊断以及民航安检系统风险研究等方面。但利用 BP 神经网络技术与飞行数据相结合, 进行航段安全风险评估的研究在国内航空界还未见相关报道。

1.1 BP 神经网络的概念

1985 年, Rumelhart、McClelland 等提出了 BP 网络的误差反传 BP 学习算法, 它是一种能向着满足给定的输

入输出关系方向进行自组织的神经网络^[5]。其结构见图 1，网络不仅有输入层节点、输出层节点，而且有隐含层节点。其主要思想是从后向前逐层传播输出的误差，以便间接算出隐含层误差。算法主要分为 2 个阶段：第 1 阶段(正向传播过程)：输入信息从输入层经隐含层逐层处理并计算每个单元的实际输出值；第 2 阶段(反向传播过程)：输出层若不能得到期望的输出值，则逐层递归计算实际输出与期望输出之差值(即误差)，以便根据此差值来修正前层的权值^[6]。

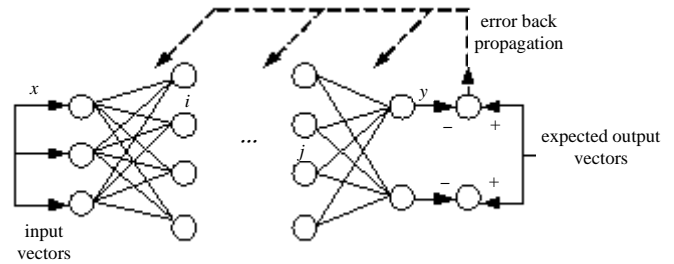


Fig.1 Structure of BP net model
图 1 BP 网络模型结构

1.2 航段安全风险评估模型的结构

本文提出的 BP 神经网络模型的结构为一个输入层、一个输出层、一个隐藏层的 3 层网络结构。

输入层包括 17 个节点，分别对应 17 个相关飞行参数的输入：高度、距离、表速、下降率、俯仰角、坡度、航向道偏差、下滑道偏差、风速、风向修正、襟翼、左发动机 N1/EPR、右发动机 N1/EPR、自动油门、自动驾驶仪、起落架状态、跑道航向修正。

隐含层激发函数为 Sigmoid 函数，其表达式为：

$$s(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})} \tag{1}$$

式中 x 为变量。

对于 BP 网络，其核心和难点就是隐含层单元数的确定。一般在开始时考虑放入较少的隐含层，学习一定次数未成功再逐步增加隐含层单元数，本文采用式(2)确定隐含层单元数。

$$n_1 = \sqrt{m + n} + \alpha \tag{2}$$

式中： m 为输入神经元数； n 为输出神经元数； α 为 1~10 之间的常数。本文选取 14 个隐含层节点^[7-8]。

输出层最终输出 5 个结果：所需飞行理论知识、基本驾驶技能要求、所需情景意识和预判能力、机组资源管理、决策处置能力。

1.3 神经网络模型的训练

BP 算法是一种有教师的学习算法，采用误差反传函数来修改其连接权值和阈值。在实际计算时，为了加快收敛速度，往往在权值修正量中加上前一次的权值修正量，一般称之为惯性项，即

$$\Delta w_{ij}(t+1) = \alpha \Delta w_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \tag{3}$$

假设

$$\delta_{jk}^l = \frac{\partial E_k}{\partial I_{jk}^l} \tag{4}$$

于是，

$$\frac{\partial E_k}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E_k}{\partial I_{jk}^l} \cdot \frac{\partial I_{jk}^l}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E_k}{\partial I_{jk}^l} \cdot O_{jk}^{l-1} \tag{5}$$

式(3)~式(5)中： w_{ij} 是从节点 i 到节点 j 的连接权值； E 为误差； I_{jk}^l 为输入值； δ_{jk}^l 为隐含层； O_{jk}^{l-1} 为输出值； k 为样本个数^[9-10]。

本文从已经发生的事故/事故征候及正常航段中选择样本，由输入层取得样本数据(见表 1)，经加权、累加、激活函数的转换后的正向过程计算，再将获得的结果通过不断的反向过程计算，最后将输出结果(见表 2)与正确的结果相比较，得出具体的网络结构为 17×14×1 的 3 层网络。仔细调整隐含层的神经元数量，应用 MATLAB 编程^[11]，训练误差目标为 0.001 3，经过 16 341 次迭代，达到预期要求，误差训练曲线如图 2 所示。

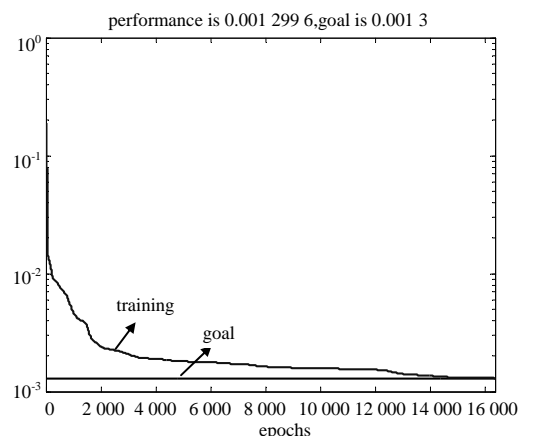


Fig.2 Training curve of model error
图 2 模型误差训练曲线

表1 典型输入向量值
Table1 Typical input vectors

altitude/ft	distance/nm	air speed /($\times 1.852$ m/h)	descend rate /(ft/m)	pitch/($^{\circ}$)	roll/($^{\circ}$)	localizer dev /ddm	glide slope dev /ddm	wind/($^{\circ}$)
3 000	9.11	140	-752	3.9	0	0.010	-0.005	-13
200	6.14	123	-590	5.3	0.9	-0.008	-0.003	-11
1 004	3.18	132	-832	2.5	1.9	0.066	-0.012	-35
500	1.56	127	-752	3.2	-0.3	0.040	-0.021	-28
400	1.25	129	-740	2.5	-0.9	-0.025	-0.014	-41
304	0.96	130	-732	1.8	-0.3	-0.025	-0.010	-15
204	0.67	128	-724	1.8	0.9	0.030	-0.045	-11
100	0.32	126	-214	3.2	1.3	-0.005	-0.039	-34
56	0.21	128	-511	4.9	-0.3	-0.066	-0.073	-47
44	0.18	128	-210	5.6	-0.3	-0.051	-0.027	-46
28	0.11	128	-208	4.9	-1.3	-0.020	0.080	-61
12	0.07	127	-207	3.5	-1.3	-0.005	0.139	-46
0	0	126	-205	4.6	1.3	-0.015	0.155	-61

altitude/ft	wind speed /($\times 1.852$ km/h)	flap	N1 left/(%)	N1 right/(%)	A/T	A/P	landing gear	heading dev /($^{\circ}$)
3 000	11	3	43	42	1	1	1	4
200	15	6	51	51	1	1	1	5
1 004	10	6	40	40	1	1	1	3
500	10	6	43	43	1	0	1	4
400	11	6	55	55	1	0	1	3
304	12	6	45	44	1	0	1	6
204	8	6	43	43	1	0	1	3
100	8	6	53	53	1	0	1	3
56	9	6	54	53	1	0	1	3
44	9	6	54	53	1	0	1	3
28	8	6	53	51	0	0	1	3
12	8	6	49	45	0	0	1	3
0	9	6	41	40	0	0	1	3

2 航段安全风险评价原型系统

在已经建立并通过训练的 BP 神经网络模型的基础上，首先定义安全裕度值，将其分为 0~9 共 10 个等级，裕度越小则风险越大，安全性越低，反之裕度越大则风险越小，安全性越高。再根据航空安全的历史数据，对过去的航空安全状况进行评价，通过评价结果与实际状况相比较来对风险评估原型系统进行修正，直至评价结果与实际状况相一致或相近。利用修正后的评价系统对我国民航航空安全运行的风险进行分析，并与飞行品质监控工作相结合，量化超限事件的风险水平并进行关键因素分析(如图 3)，及时发现飞行中存在的问题，改进措施，降低运行风险，从而促进我国航空安全水平的提高。

表2 输出向量值

Table2 Output vectors

flight theory	pilot skill	scene consciousness	crews resource management	decision-making
2.833 33	3.166 67	3.166 67	2.333 33	3.000 00
2.600 00	3.000 00	3.000 00	2.800 00	2.800 00
2.500 00	2.333 33	2.500 00	2.500 00	2.333 33
2.800 00	2.800 00	3.000 00	3.000 00	3.000 00
2.000 00	1.857 14	2.000 00	2.142 86	2.142 86
3.250 00	3.750 00	3.500 00	3.500 00	3.750 00
2.600 00	2.400 00	3.000 00	3.000 00	2.600 00
3.000 00	2.857 14	3.000 00	3.000 00	3.000 00
2.600 00	2.800 00	3.000 00	2.800 00	3.000 00
3.142 86	2.857 14	3.142 86	3.000 00	2.857 14
2.857 14	3.000 00	3.000 00	2.857 14	3.142 86
2.166 67	2.833 33	2.833 33	2.666 67	3.000 00
2.625 00	3.250 00	3.125 00	3.125 00	3.000 00

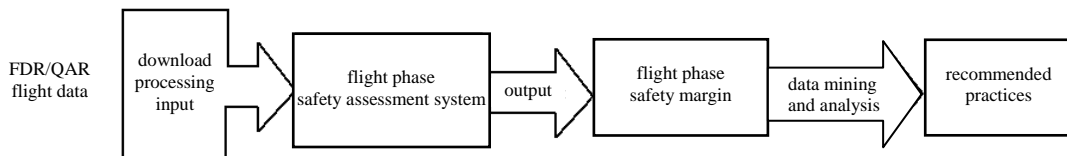


Fig.3 Flight phase-safety-assessment system
图3 航段安全风险评价系统

在航段安全风险评价原型系统建立后，输入一组测试样本： $x_1=\{2008,6.62,193,-1296,-1.8,-0.3,-0.015,0.002,-104,13,2,30,30,1,1,1,-3\}^T$ ，这是一起飞机着陆偏出跑道的事事故征候，此时飞机处于进近着陆阶段，飞行高度 2 008 ft

(612 m), 输入 x_1 , 专家评测的期望输出 $y_1=\{3.2,2.9,3,3.5,3.1\}^T$, 实际输出 $y_1'=\{3.3,3.0,3.1,3.5,3.1\}^T$ 。再输入一组测试样本, $x_2=\{100,0.44,134,-695,2.8,-0.6,0.048,-0.023,-68,6,6,50,49,1,0,-3\}^T$, 这是另一架飞机正常着陆的数据, 此时飞机飞行高度 100 ft(30.48 m), 输入 x_2 , 专家评测的期望输出 $y_2=\{2.8,2.8,3,3,3\}^T$, 实际输出 $y_2'=\{2.6,2.7,2.8,3,3\}^T$, 输出与经验输出基本一致。在得到 5 个输出值后, 再乘以经验权重值, 从而得到该情景下的安全裕度值, 样本 1 得到的安全裕度结果处于[2.5,5]区间, 应考虑采取复飞措施; 样本 2 得到安全裕度结果处于[5,7.5]区间, 为安全进近着陆。

3 结论

神经网络在民用航空领域的应用越来越广泛, 而将 BP 神经网络应用于航段安全风险评估的研究在国内尚属首次。通过实例的验证分析, 该 BP 神经网络模型不仅能够满足航段安全风险评估系统的要求, 并且还具有较快的网络训练速度, 能够帮助民航政府当局以及航空公司识别、评估航班运行风险, 采取措施, 从而保证我国民航的持续安全。

参考文献:

- [1] Boeing. Statistical Summary of Commercial Jet Airplane Accidents Worldwide Operations 1959-2007[R/OL]. [2010-01]. <http://docs.google.com/viewer?a=v&q=cache:VnWG5Eoa-NgJ:www.airsafe.com/events/models/statsum2007.pdf+Summary+of+Commercial+Jet+Airplane+Accidents+Worldwide+Operations+1959-2007&hl=zh-CN&pid=bl&srcid=ADGEEShScrSn20sL943xjRjZlTBWZgoiyTDS2ZU40EIEZGjSONCXGZMJ-MYe>.
- [2] 李敬,陈艳秋,何珮. 中国民航业安全风险监测与仿真研究[J]. 中国安全科学学报, 2009,19(7):20-25. (LI Jing, CHEN Yan-qiu, HE Pei. Research on Risk Monitoring and Simulation of China's Civil Aviation Industry[J]. China Safety Science Journal, 2009,7(19):20-25.)
- [3] 胡伍生. 神经网络理论及其工程应用[M]. 北京:中国地图出版社, 2005. (HU Wu-sheng. The Theory Of Neural Network And Its Applications in Engineering[M]. Beijing:SinoMaps Press, 2005.)
- [4] 曹登刚,廖瑛,吴彬. 基于混合优化算法的神经元 PID 控制策略[J]. 信息与电子工程, 2008,6(1):64-67,74. (CAO Deng-gang, LIAO Ying, WU Bin. Control Strategy for Neuron PID Controller Based on Hybrid Optimization Algorithm[J]. INFORMATION AND ELECTRONIC ENGINEERING, 2008,6(1):64-67,74.)
- [5] 罗晓曙. 人工神经网络理论·模型·算法与应用[M]. 广西:广西师范大学出版社, 2005. (LUO Xiao-shu. The Theory of Artificial neural network Models Algorithms And Applications[M]. Guangxi:Guang-Xi Normal University Press, 2005.)
- [6] Ding Shi-qin, Guo li-hua. The Basic of Artificial neural network[M]. Harbin:Harbin Institute of Technology Press, 2008.
- [7] Yuan Ceng-ren. Artificial neural network and its application[M]. Beijing:Tsinghua University Press, 1999.
- [8] Xu Dong, Wu Zheng. Analysis and design of MATLAB 6.0 based systems[M]. Xi'an:Xidian University Press, 2002.
- [9] Tian Yu-bo. Mixed Neural Network Technic[M]. Beijing:Science Press, 2009.
- [10] Han Li-qun. The Theory Of Artificial Neural Network, design and its Application[M]. Beijing:Chemical Industry Press, 2007.
- [11] Yin Xian-dong, Yao Jun, Li Zai-min. Automatic detecting region of interesting technique based on BP neural network[J]. Systems Engineering and Electronics, 2006,28(2):192-195,287.

作者简介:



王浩锋(1979-), 男, 北京市人, 工程师, 主要研究方向为飞行记录器译码、飞行数据分析技术及航空安全领域的研究, email:wanghf@mail.castc.org.cn.