

# 基于 BP 神经网络的飞机装备维护人员综合素质评估

## Personnel Quality Evaluation of Aircraft Maintenance Equipment Based on BP Neural Network

西北工业大学工业设计研究所 陈丽娟 余隋怀 初建杰 卢慧颖

**[摘要]** 在分析了影响维护人员素质的因素后提出了基于 BP 神经网络对维护人员综合素质进行评估的方法。利用 BP 神经网络建立了维护人员综合素质的评价模型,并通过使用改进算法进行了训练。训练测试的结果表明,该方法具有较高的可行性和有效性,为全面评估维护人员的素质提供了一种方法。

**关键词:** BP 神经网络 评价模型 飞机装备维护

**[ABSTRACT]** The factors that affect the equipment maintenance personnel are comprehensively analyzed, and a method is proposed to evaluate comprehensive quality of equipment maintenance personnel based on BP neural network. Evaluation model of equipment maintenance personnel is established by using BP neural network, and the improved algorithm is used for training. Training test results show that this method has a high feasibility and effectiveness, and provides a way to assess the quality of equipment maintenance personnel comprehensively.

**Keywords:** BP neural network Evaluation model Maintenance of aircraft equipment

随着科技的进步,飞机装备越来越先进,能够体现其较强的作战能力,但同时也越来越复杂,这就给保障飞机作战能力的维护人员带来了新的挑战,如何提高维护人员的保障能力变得至关重要,首先就要对维护人员的综合能力进行评估。

目前,对维护人员的保障能力评估有很多方法,如德尔菲法、层次分析法、模糊综合评判法等,但多数以改进算法为主,系统性较差<sup>[1]</sup>。本课题通过对飞机装备体系的系统分析,提出了适合于对飞机装备维护人员能力进行全面评估的评价指标,建立了 BP 神经网络评价模型,提出了比较全面系统的对飞机装备维护人员保障能力评估的一种方法。从而对维护人员的能力做出准确描述,可作为任用、培训和激励人员的依据。

## 1 评估模型构建

### 1.1 水平影响因素分析

飞机装备维护人员的综合素质包括多个方面,但都可以从其日常工作的基本素质、专业素质以及身体素质

3 个方面来体现。因此,本课题从这 3 个方面来考虑评估标准,考虑到各影响因素应不具有相关性并具有可提取的特点,将这 3 种因素加以细分,具体为:

(1) 基本素质。飞机装备维护人员的基本素质能够从处理突发情况以及日常工作情况中体现出来。主要有心理素质( $X_1$ ),心理素质的优良关系到维护人员在维护过程中遇到突发情况是否冷静能沉着地思考处理问题;纪律性( $X_2$ );工作态度( $X_3$ ),工作态度在维护的过程中至关重要,态度是否端正直接关系飞机是否能够按时运行;综合知识( $X_4$ )。

(2) 专业素质。维护人员的专业素质关系到装备维护是否能够有效地执行,是否能够保障飞机的正常工作,包括维修专业知识( $X_5$ )和装备维修能力( $X_6$ )。

(3) 身体素质。由于装备维护工作有时需要在户外或恶劣的环境下进行,所以身体素质极其重要。主要包括健康状况( $X_7$ )和工作毅力( $X_8$ )。

### 1.2 评价模型构建

BP 神经网络(Back-Propagation Network),又称为反向传播网络,是对非线性可微分函数进行权值训练的多层前向网络<sup>[2]</sup>,主要具有非线性、学习能力和自适应性<sup>[3]</sup>等特点。它是由输入层、隐含层、输出层组成的<sup>[4]</sup>,具有较强的非线性映射能力,能够在各种特征组合与之对应的评价数据之间建立映射关系<sup>[5]</sup>,因此可通过神经网络实现对飞机产品维护保障人员综合能力的有效评估。

在合理的结构和恰当的权值条件下,3 层 BP 网络可以逼近任意的连续函数<sup>[6]</sup>,因此选取结构相对简单的 3 层 BP 网络。根据文章对维护人员水平影响因素分析可知,输入层为 8 个节点表示影响因素;采用 1 个隐含层表示影响因素与维护人员水平之间的映射关系,其节点数可根据经验得出为 17 个。据 BP 神经网络建模原理与方法,建立维护人员综合能力评价模型如图 1 所示。

(1) 传输函数: 隐含层选择常用的 S 型函数即

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}, \text{ 输出层选择 purelin 线性函数。}$$

(2) 节点输入函数: 隐含层节点输入函数为

$$s_j = \sum_{i=1}^8 w_{ij}X_i - \theta_j, \text{ 式中, } w_{ij} \text{ 为输入层神经元 } i \text{ 与隐含层}$$

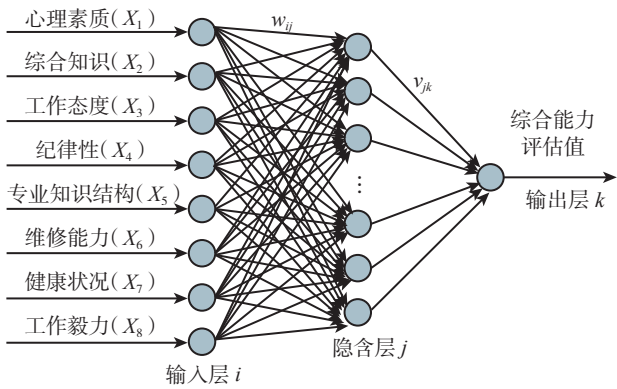


图1 飞机维护人员综合素质评价模型

Fig.1 Evaluation model of comprehensive quality of aircraft maintenance personnel

神经元  $j$  之间的连接权值,  $\theta_j$  为隐含层节点阈值; 输出层节点的输入函数为  $\psi_k = \sum_{j=1}^{17} v_{jk}y_j - \theta_k$ , 其中  $v_{jk}$  为隐含层神经元  $j$  与输出神经元  $k$  之间的连接权值,  $\theta_k$  为输出层节点的阈值。

(3) 节点输出函数: 隐含层节点输出函数为  $y_j = f(s_j) = \frac{1}{1 + \exp(-s_j)}$ 。

(4) 误差调节模型: 主要是用来检验是否到达要求的精度, 这里选取为  $J = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^8 (t_k - \mu_k)^2$  模型的总误差式中,  $t_k$  为在样本作用下节点  $k$  的目标输出值,  $\mu$  为在样本作用下节点  $k$  的实际输出。

(5) 权系数的调整模型: 权系数应按误差函数梯度变化的反方向调整, 使网络逐渐收敛。根据梯度最速下降法, 可得出:

隐含层权系数调整:

$$w_{ij} = \eta X_i (t_k - \mu_k) y_j (1 - y_j) v_{jk},$$

输出层权系数调整为:

$$v_{jk} = \eta (t_k - \mu_k) y_j,$$

其中,  $\mu_k$  为输出节点  $k$  在样本作用下实际的输出;  $y_j$  为隐含节点  $j$  在样本作用时的输出;  $t_k$  为在样本作用时输出节点  $k$  的目标值。

在实际应用过程中, 由于 BP 算法高度的非线性常常使学习过程发生振荡, 收敛缓慢, 容易产生局部极值<sup>[7]</sup>。为此, 本课题采取了引入动量项来进行改善。每个加权调节量加上一项正比于前次权值变化量的值, 则系数调整为:

隐含层:

$$w_{ij}(t+1) = \eta X_i (t_k - \mu_k) y_j (1 - y_j) v_{jk} + \alpha \Delta w_{ij}(t),$$

输出层:

$$\Delta v_{jk}(t+1) = \eta (t_k - \mu_k) y_j + \alpha \Delta v_{jk}(t),$$

其中, 动量项因子  $\alpha \in (0, 1)$ 。

## 2 模型训练与应用

首先建立如表 1 所示的评价标准, 为了能够真实体现出维护人员的综合素质, 将通过 16 位维护人员的日常工作表现以及考核情况进行评价, 为了能够更好地提高网络的收敛速度, 对 16 位维护人员的数据进行归一化处理, 如表 2 所示。

表1 维护人员综合素质评价标准

评价标准	优秀	良好	中等	差
	0.85~1	0.75~0.85	0.6~0.75	0~0.6

表2 BP神经网络训练样本

序号	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$	$X_7$	$X_8$
1	0.535	0.9	0.727	0.614	0.689	0.367	0.424	0.01
2	0.227	0.732	0.409	0.432	0.893	0.572	0.01	0.939
3	0.01	0.541	0.931	0.423	0.703	0.804	0.546	0.857
4	0.534	0.423	0.836	0.01	0.909	0.378	0.365	0.867
5	0.478	0.771	0.854	0.01	0.513	0.951	0.823	0.473
6	0.807	0.745	0.01	0.133	0.712	0.358	0.809	0.401
7	0.409	0.387	0.711	0.854	0.01	0.373	0.825	0.212
8	0.322	0.917	0.764	0.516	0.998	0.871	0.01	0.887
9	0.437	0.628	0.698	0.703	0.549	0.863	0.01	0.389
10	0.647	0.628	0.732	0.452	0.757	0.800	0.01	0.939
11	0.745	0.598	0.638	0.679	0.585	0.908	0.622	0.530
12	0.535	0.703	0.599	0.597	0.926	0.899	0.543	0.862
13	0.328	0.907	0.723	0.586	0.945	0.814	0.01	0.811
14	0.545	0.423	0.832	0.01	0.842	0.406	0.378	0.923
15	0.645	0.623	0.726	0.534	0.775	0.823	0.21	0.932
16	0.412	0.637	0.655	0.712	0.529	0.898	0.211	0.377

本课题使用 MATLAB 7.01 软件作为平台, 应用动量项改进算法制作了程序模型。采用有动量的梯度下降法进行网络训练, 取学习效率  $\eta=0.06$ , 动量因子  $\alpha=0.9$ , 最大训练次数 epoch=10000, 训练精度要求 goal=0.00001 用表 2 中的前 12 组数据作为网络的训练学习, 利用后 4 组数据来进行验证。

经过 7038 次训练后达到了目标误差要求, 图 2 为动量梯度训练误差变化过程。

对未经训练的后 4 组数据进行验证来检测模型是否具有实际应用价值, 其误差大小如表 3 所示。

## 3 结束语

飞机装备维护人员综合素质的高低关系到飞机是否能够有效作战, 因此对维护人员综合素质评估的研究至关重要。通过对飞机维护人员综合素质的评估方法

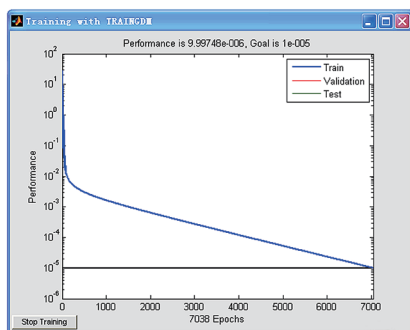


图2 动量梯度法训练误差变化过程

Fig.2 Changing of error about gradient descent with momentum training

表3 误差检验对照表

序号	目标输出值	仿真输出值	误差
13	0.874	0.8665	0.0075
14	0.643	0.6388	0.0042
15	0.821	0.8184	0.0026
16	0.682	0.6736	0.0084

研究表明, BP 神经网络评估方法应用到飞机装备维护人员综合素质评估是有效可行的,并得出以下结论。

(1) 利用 BP 神经网络建立飞机装备维护人员的综合素质评估模型可以避免传统评价的繁冗,能够快速地反映出维护人员的真实素质。

(2) 利用改进神经网络算法能够有效地缩短模型的学习时间,解决了传统神经网络算法暴露的弊端,能够有效评估维护人员的综合素质。

(3) 与传统的 AHP 方法相比, BP 神经网络更能够有效地反应各因素与综合评估之间的非线性关系,更适合评估飞机设备维护人员的综合素质。

### 参考文献

- [1] 张英波,韩国柱. 装备技术保障人员保障能力绩效评估方法. 四川兵工学报, 2008, 29:84-86.
- [2] 赵万芹. 基于 BP 神经网络的产品造型设计评价. 计算机工程与设计, 2009, 30 (24): 5 715-5 721.
- [3] 王永彬,徐大杰,侯胜高. 基于 BP 神经网络的坦克火力威力评价模型. 指挥控制与仿真, 2005 (6): 68-71.
- [4] 彭志捌,尹雪莲. 基于 BP 神经网络的教学质量评价模型. 安徽建筑工业学院学报(自然科学版), 2009 (6): 110-113.
- [5] Jiang Guoyin. Research on credit rating method based on BP NN. International conference on service systems and service management, Chengdu, 2007.
- [6] 朱苏朋,杨军. 导弹计算机智能控制系统. 西安: 西北工业大学出版社, 2009.
- [7] Lu Tieding, Zhou Shijian, Tan GUAN Yunlan. Application of improved BP neural network to (GPS height conversion. C. International

Conference on Information Engineering and computer science, Wuhan, 2009.

(责编 泰山)

(上接第 89 页)

```

1 // 加工号
13 // 特征 ID 号
100 // 加工对象的特征号: 外圆
150.000000 0.000000 0.000000 // 基点坐标(定位)
12.000000 0.000000 0.000000 // 方向矢量(定位)
71.500000 // 外圆直径
230.000000 // 轴段长度

```

图5 加工特征结构树

Fig.5 Structure tree of processing feature

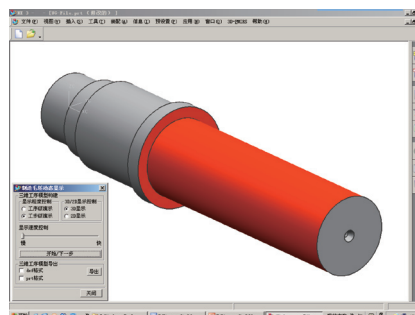


图6 3.2.5工步模型

Fig.6 Model of working-step 3.2.5

综上所述, 工艺语言理解的过程是输入工序文本, 对文本进行预处理, 由计算机自动分词, 构建工艺语义模型, 然后利用机械加工领域概念知识库进行语义分析, 提取定形尺寸、加工特征号、加工号、加工数量、加工方位, 并且由加工影响语义得到辅助的定位尺寸, 以驱动图形理解, 得到特征 ID 号、基点坐标及方向矢量, 由此获得三维重建特征结构树全信息的过程。

### 3 结束语

本文将人工智能领域的自然语言理解技术应用到工艺信息理解中, 提出基于自动分词的“断章取义”算法对工艺语句进行理解, 以获得相应的特征信息。将文字信息与图形信息相互关联、交互理解, 用文字理解指导工程图形理解, 实现制造毛坯几何形态的动态演变, 并以轴类零件为例验证了工艺语义模型和工艺语义提取算法的可行性。

### 参考文献

- [1] 张振明. 现代 CAPP 的应用与发展趋势. CAD/CAM 与制造业信息化, 2004, 1:25-26.
- [2] 陈宏钧, 方向明, 马素敏. 典型零件机械加工生产实例. 北京: 机械工业出版社, 2005.
- [3] 杨燕. 工艺语言理解在三维工序模型重建中的应用. 机械设计与制造, 2008 (9): 80-82.

(责编 泰山)