

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2010.03.013

## 基于 BP 神经网络的野外驻训备件需求预测研究

窦云杰, 王上军

(西安通信学院 研究生队, 陕西 西安 710106)

**摘要:** 针对传统的备件需求预测方法主观性强, 缺乏科学性等问题, 以通信部队野外驻训为背景, 从备件需求影响因素出发, 提出一种基于 BP 神经网络的预测算法。对备件精确保障及需求预测和 BP 神经网络及其适用范围进行简要介绍, 分析了备件需求影响因素, 以某型电台的功放模型为样板, 对 BP 神经网络预测算法的适用性进行了检测。结果表明, 该方法能很好地提高备件需求预测精度, 满足装备保障精确化的要求。

**关键词:** 人工神经网络; 需求预测; 误差反向传播算法; 精确保障

**中图分类号:** TP391.9; TP183 **文献标识码:** A

## Research on Spare Part Requirement Prediction of Field Drill Based on BP NN

DOU Yun-jie, WANG Shang-jun

(Brigade of Postgraduate, Xi'an Communication College, Xi'an 710106, China)

**Abstract:** Solving the traditional estimation of spare part requirement is very subjectivity and is not scientifically, put forward an estimation method based on BP neural network (NN) on the background of field drill of communication army by analyzing the influence factors of field drill. It also introduces spare part precise supporting and requirement estimation and BP NN and their acclimatization, analyses the influence factors of field drill, tests the applicability of the BP algorithm on the former of one transmitter-receiver's power amplifier. The result shows that the algorithm can greatly improve precision of spare part estimation, also it can meet the need of accurate maintenance support in future warfare.

**Keywords:** ANN; Requirement estimation; Error oppositely-directed algorithm; Precision support

### 0 引言

野外驻训是我军日常训练中重要的一环, 是部队提高作战能力、适应战场环境、锻炼部队意志的途径之一。由于野外驻训持续时间较长且远离部队驻地, 装备维修保障比较困难。影响备件需求量的因素较多, 具有随机性、复杂性、非线性等特点, 目前使用的保障方法大都是运用经验判断和装备定额判断等传统手段, 很难符合精确保障的要求。神经网络是近来运用广泛的智能计算方法, 在模式识别、图像处理和智能预测等领域有很多应用。BP 神经网络 (Error Back Propagation, EBP) 是其中应用较广泛的一种, 具有自我学习、容错能力强、预测精度高等特点。故运用 BP 神经网络, 对在野外驻训条件下如何精确实施装备备件保障进行研究。

### 1 概述

备件供应保障是确定装备维修保障过程中所需的备件数量和品种, 并研究备件的筹措、储运、调拨、分配与供应以及装备停产或改型后的备件供应

等问题的管理与技术活动。主要解决备件需求量的预测和备件库存的优化 2 方面的问题。科学、准确地预测备件供应保障可以使装备维修中所需的备件能得到及时和充分的供应, 并使备件的库存费用降至最低, 也是我军装备精确保障的主要内涵。

BP 神经网络的主要思想为: 对于  $n$  个输入学习样本:  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , 已知与其对应的输出样本为:  $O_1, O_2, \dots, O_m$ 。学习的目的是用网络的实际输出  $O_1, O_2, \dots, O_m$  与目标矢量  $D_1, D_2, \dots, D_m$  之间的误差来修改其权值, 使输出  $O$  与期望的  $D$  尽可能地接近, 即使网络输出层的误差平方和达到最小。它是通过连续不断地在相对于误差函数斜率下降的方向上计算网络权值和偏差的变化而逼近目标的。每一次权值和偏差的变化都与网络误差的影响成正比, 并以反向传播的方式传递到每一层。BP 算法由信息的正向传递与误差的反向传播组成。在正向传播过程中, 输入信息从输入经隐含层逐层计算传向输出层, 每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层没有得到期望的输出, 则计算输出层的

收稿日期: 2009-10-06; 修回日期: 2009-10-20

作者简介: 窦云杰 (1983-), 男, 河北人, 解放军西安通信学院在读硕士研究生, 从事军事通信装备技术保障研究。

误差变化值，然后转向反向传播，通过网络将误差信号沿原来的连接通路反传回来修改各层神经元的权值直至达到期望目标。具体的三层 BP 神经网络结构如图 1。

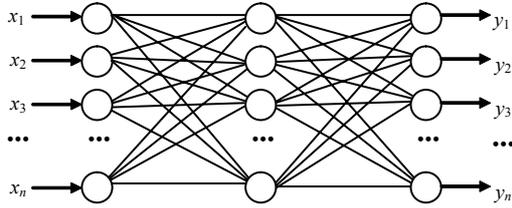


图 1 三层 BP 神经网络结构图

BP 学习算法中，各层权值调整公式均相同，都由学习率  $\eta$ 、本层输出的误差信号  $\delta$  以及本层输入信号  $Y$  (或  $X$ ) 3 个因素决定。其中，输出层误差信号同网络的期望输出与实际输出之差有关，直接反映了输出误差，而各隐层的误差信号与前面各层的误差信号有关，是从输出层开始逐层反传过来的。

## 2 备件需求影响因素分析

结合部队调研实际情况，总结出影响装备备件需求量的主要因素有：

1) 总训练时间和训练强度。驻训是部队高强度训练阶段，总的训练时长和每次持续训练时间都很长，这 2 个因素也是影响装备完好率的最主要因素。单次持续训练 4 个小时以上，装备就进入了易损期。因此，2 个因素量化为：每周总的训练时长 (h) 和每周单次持续训练超过 4 h 的次数 (次/周)。

2) 操作员的技术熟练程度。驻训是提高操作员水平的主要阶段，操作员水平和责任心直接影响到装备的完好性。此因素量化为：每周出现损坏的装

备操作员中，义务兵所占的百分比，即损坏装备操作手新兵比例 (%)。

3) 恶劣天气。由于驻训阶段训练强度大，装备内部比较干燥，因此潮湿天气对装备的影响不是很明显，但是高温对装备却有着比较大的影响，最高温度超过 35℃ 的天气影响尤其大。此因素可以量化为：每周最高温度超过 35℃ 次数 (天/周)。

4) 此外，每个训练周期中投入训练的装备数量也在一定程度上影响着备件的需求量。总的保障基数变化了，对需求结果会有明显的影响。

备件需求数量就是以上因素共同作用的结果。

## 3 仿真与验证

### 3.1 样本数据及归一化处理

以某团职单位 3 年的驻训资料中某型电台的功放模块为样本进行分析，检验 BP 神经网络预测算法的适用性。样本为同一团队 3 年总共 40 周驻训期间某型电台功放模块的需求统计数据，此团队在 3 年中选择的驻训地点和时间以及时长都很接近，突变比较小，适合作为样本进行仿真。

本实验有以下前提：

1) 因为正常的维修周期一般为 7~10 天，所以备件需求量以周为预测基本时长，以较好地契合维修周期。

2) 数据总共 40 组，选择其中第 5、10、15、20、25、30、35、40 共 8 组作为检验数据，其余 32 组作为训练数据。以体现需求变化过程，减少误差。

3) 当备件需求数为 0 件时，损坏装备操作手新兵比例均为平均人员中新兵比例。训练样本如表 1。

表 1 训练样本统计表

周	投入训练装备数(辆)	周总训练时长(h)	单次训练 4 h 以上次数(次)	损坏装备操作手新兵比例	一周中最高气温 35℃ 次数(次)	备件需求量(个)
1	23	55	4	23%	0	0
2	20	55	4	30%	0	2
.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....
40	21	50	5	33%	7	1

针对 BP 网络本身的特性，样本数据的选取对收敛速度、预测精度有很大影响，网络隐含层神经元节点的激活函数采用 S 型函数，即：

$$f(x(t)) = \frac{1}{1 + \exp(-X(t))}$$

过大或过小的输入量将导致输出量函数曲线的饱和。为了使输入量起到较强的作用，避免函数两端的饱和区域，必须对原始数据进行处理，才能形成训练样本。采用归一化处理方法，变换式为：

$$X = \frac{X' - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

式中， $X'$  为未经处理的样本数据； $X$  为经过归一化处理的输入值； $X_{\min}$  为样本数据的最小值； $X_{\max}$  为样本数据的最大值。这样处理后的数据就保证取值范围在 0~1 之间，适合 Sigmoid 函数的仿真运算。

### 3.2 BP 神经网络设计与仿真试验

(下转第 37 页)

焊锡膏选用更高的回流温度。对免洗焊膏, 其活性低于非免洗焊膏, 因此, 焊接温度不宜过高, 焊接时间不宜过长, 以防止焊锡颗粒的氧化。

7) 在进行 PCB 设计时, PCB 上 BGA 的所有焊点的焊盘应设计成一样大, 如果某些过孔必须设计到焊盘下面, 也应当找合适的 PCB 厂家, 确保所有焊盘大小一致, 焊盘上焊锡一样多, 高度一致。

### 5 结束语

BGA 作为一个多引脚集成电路的新封装形式, 其贴装、焊接与检测在 SMT 技术领域中还都是新

课题, 随着进一步的深入研究, 其成果必将会使 SMT 进入一个新的阶段。

### 参考文献:

- [1] 韩满林, 赵雄明. BGA 返修工艺[J]. 电子工艺技术, 2007, 28(4): 14-16
- [2] 王文利, 梁永生. BGA 空洞形成的机理及对焊点可靠性的影响[J]. 电子工艺技术, 2007, 28(3): 62-64.
- [3] IPC-国际电子工业联接协会. IPC-A-610C 印制板组零件验收条件[S]. 美国: IPC 协会, 2000.
- [4] IPC-国际电子工业联接协会. IPC-7095 球栅阵列的设计与组装过程的实现[S]. 美国: IPC 协会, 1999.

\*\*\*\*\*

(上接第 34 页)

#### 3.2.1 BP 神经网络设计

BP 神经网络是预测中应用较广泛的网络形式, 根据其设计的网络, 一般的预测问题可通过单隐层 BP 网络实现。根据仿真样本知: 备件需求的影响因素有 5 个, 故 BP 网络设计的输入节点数为 5; 输出为备件预测值, 输出节点数为 1。根据 Kolmogorov 定理可知, 中间层神经元的数值应设为  $2n+1$  ( $n$  为网络输入节点数), 因此, 中间隐层节点设为 11。

根据样本数据, 选择其中的 32 组作为样本数据对网络进行训练, 其余的 8 组作为检验样本。网络的误差性能设计指标为  $10^{-4}$  级, 利用 Matlab 神经网络工具箱中的 newff 函数构建神经网络, 训练函数为 trainlm 算法, 它采用 Levenberg-Marquardt 算法进行网络学习, 训练精度高。

#### 3.2.2 仿真运行

经过学习样本对网络进行训练, 如图 2, 当网络训练到 15 步时就已达到预期要求, 但网络要达到实际应用的目的还需要运用检验数据检验。经过对 8 组数据的预测值和实际值的比较, 误差如图 3。

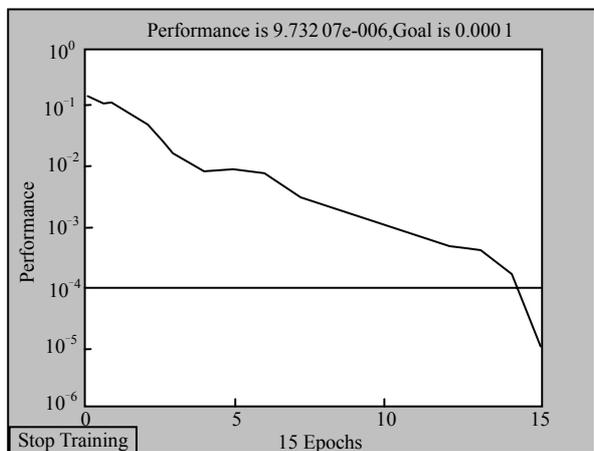


图 2 训练收敛情况图

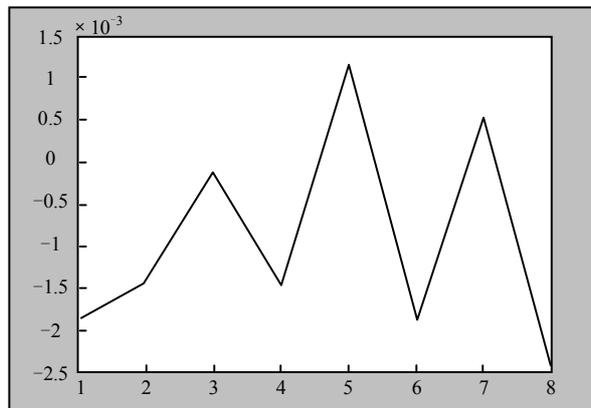


图 3 检验数据误差图

由图 3 可知, 横轴为 8 个检测点, 纵轴为预测值与真实值的误差, 单位为 (个)。结果表明: 网络对 8 个检测数据的预测值很真实值间的误差在  $10^{-3}$  级别, 数据在反归一化之后也达到足够精确的要求。

### 4 结论

经过验证, 该算法适用于部队驻训期间装备备件精确保障的要求, 能提高备件需求的预测精度和保障效率, 可为保障人员提供科学的决策信息。。

### 参考文献:

- [1] 徐军凯, 李勇, 梁宇, 等. 应用 RBF 网络的导弹研制费用预测[J]. 兵工自动化, 2007, 26(5): 55-59.
- [2] 葛哲学, 孙志强. 神经网络理论与 MATLABR2007 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007: 270-277.
- [3] 阎平凡, 张长水. 神经网络和模拟进化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [4] 裴帅, 王铁宁, 陈春良. 基于 BP 神经网络的装备器材需求预测模型[J]. 装甲兵工程学院学报, 2008, 22(3): 26-28.
- [5] A. Azadeh and Behshtipour. The effect of neural network parameters on the performance of neural network forecasting[J]. The IEEE International Conference on Industries DCC, 2008 (6): 1498-1512.