

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2012.03.018

野外环境下通信装备故障预测方法

巢蕾, 殷璇, 李阳

(南京炮兵学院通信教研室, 南京 211132)

摘要: 针对目前国内外故障预测研究较少考虑装备自身因素以外影响因素的情况, 提出一种新的野外环境下通信装备故障预测方法。利用灰色理论和 BP 神经网络理论建立驻训阶段通信装备故障预测模型, 将外界影响因素考虑引入故障预测中, 并通过仿真实验进行验证。仿真结果证明, 该方法具有较高的精度。

关键词: 驻训; 性能影响因素; BP 神经网络; 故障预测

中图分类号: TJ06 **文献标志码:** A

Fault Prediction Method of Field Communication Equipment

Chao Lei, Yin Xuan, Li Yang

(Staff Room of Communication, Nanjing Artillery Academy, Nanjing 211132, China)

Abstract: Aiming at lacking of outside fault predication influence factors research at home and abroad at present, introduce a new field communication fault predication method. Use grey theory and BP neural network theory to establish communication equipment predication model of stationed training, introduce outside influence factors to fault predication, and verify them by simulation. The simulation result shows that the model is precise.

Key words: stationed training; performance influence factor; BP neural network; fault prediction

0 引言

野外驻训是我军军事训练的重要组成部分, 各个作战部队每年都会利用一定时间在野外环境中进行军事训练。在这段时间内, 通信装备一直暴露在野外环境中, 造成装备性能下降和故障的不确定因素增多, 因此, 野外环境下的一些保障特点对驻训装备的维修保障提出了更高的要求。目前, 国内外开展的装备故障预测研究多以装备状态的历史数据为依据, 没有考虑外界环境对装备的影响。通信装备是由大量电子元器件构成的, 电子元器件对于环境的敏感度较高, 环境对于通信装备的性能的影响较大。对于野外环境下作业的通信装备进行故障预测, 不能单单仅考虑装备的历史运行情况, 还需要将环境因素考虑在内。因此, 笔者在建立模型时将环境因素考虑在内, 以提高模型的预测精度。

1 野外环境对装备性能的影响^[1]

1.1 武器装备的使用环境

武器装备在作战、训练、储存、运输等过程中, 会遇到自然环境和诱发环境。前者是指在自然界中由非人为因素构成的那部分环境, 它是由自然力产生的, 无论武器装备处于静止状态还是工作状态, 都受到这种环境的影响, 是一种与武器装备的存在

形式和工作状态无关的一种环境; 后者是指任何人为活动、平台、其他设备或设备自身产生的局部环境, 也就是说诱发环境可能是人为的或武器装备自身工作过程中产生的, 也可能是自然环境与武器装备的物理化学特性综合作用产生的, 通常包括诱发的大气、机械、海洋生物、化学环境、电磁环境等。

1.2 环境对武器装备的影响情况判断

1) 从影响程度和后果进行判断

环境条件对武器装备的影响程度与后果主要表现为 2 方面: 一是产生暂时影响。在装备使用过程中, 因环境因素影响装备不能正常工作, 但当环境应力减少或撤除后又能恢复功能和进行正常工作; 二是产生永久性后果。即在环境应力减少后不能恢复功能, 是装备损坏或失效。上述 2 种影响的结果, 最终都反映在武器装备作战性能的发上。

2) 从影响武器装备功能变化性质上进行判断

这种情况也可以分为 2 方面: 一是对结构的影响。即由于环境应力的作用使武器装备的机械结构发生变化或损坏, 使构成装备的零部件不能完成预定的功能, 引起装备失效; 二是对性能的影响。即由于环境应力的作用, 使武器装备不能完成预定功能或其特征性能超过允许的范围。

无论用什么方法进行判断, 其最终标准是统一

收稿日期: 2011-09-30; 修回日期: 2011-11-09

作者简介: 巢蕾(1985—), 男, 江苏人, 硕士, 助教, 从事通信装备技术保障研究。

的, 即影响后果不能降低武器装备的功能和影响作战使用。

2 部队驻训通信装备保障

2.1 保障特点

通信装备驻训阶段保障特点主要包括:

1) 装备使用压力大

通信装备野外驻训的主要目的是提高部队训练水平和野外环境适应能力, 是基础训练后集中提高部队战斗能力的阶段。在这个阶段, 装备使用频繁, 各科目的大量训练对装备造成很大的使用压力。

2) 外界环境对装备的性能影响大

驻训地点设在野外环境中, 通信装备又是由大量大规模电路元件组成的设备, 电路元器件受环境等外界因素的影响较大, 所以通信装备在训练使用过程中, 外界影响因素对通信装备性能影响较大。同时, 由于不同单位所处地域环境不同, 对装备造成损坏的影响因素相差也较大, 还需要有针对性地制定通信装备驻训阶段故障预测算法, 使预测模型适用于该种驻训条件下的故障预测。

3) 驻训地点远离部队驻地^[2]

部队驻训地点一般都远离部队驻地, 装备出现故障后再送到驻地或者维修单位, 在时间和费用上耗费非常大。对装备进行故障预测可以适时发现装备故障隐患, 及时进行维护维修, 从而降低这部分费用, 同时保证部队训练任务的完成。

2.2 驻训阶段通信装备性能的影响因素分析

驻训阶段装备性能的影响因素主要包括: 1) 装备的自身因素, 主要包括装备自身的寿命、可靠性等因素; 2) 训练安排, 主要包括训练课程设置、训练时长、训练强度等因素; 3) 外部环境, 主要包括驻训地自然环境、湿度、温度、恶劣天气等。以上这些因素对于驻训阶段装备的性能有着不可忽视的影响, 所以应在故障预测建模时进行考虑。

3 驻训通信装备故障预测

3.1 故障预测模型

BP神经网络算法产生时间较长, 除了具有神经网络一般的优点之外, 最大的优势是其自我学习能力很强, 通过误差反向传播, BP算法能够自我修正权值向量, 无需外部作用就能够使网络输出不断接近实际值, 从而达到模拟非线性映射的目的。另外运用BP神经网络算法进行预测时, 输入信息可以

全部来自于待预测值相关的关联数据, 因此将其运用到装备故障预测中时, 可以更多地结合装备的性能影响因素, 提高野外环境下装备故障的预测精度, 所以笔者采用BP神经网络算法建立预测模型。另外, 由于采集到的预测样本较少, 所以可以利用灰色理论在处理小样本、贫信息问题上的优势来对神经网络进行优化。

由于对野外驻训的通信装备进行故障预测既要考虑装备自身长时间工作时的损耗, 又要考虑外界影响因素的作用, 所以在预测模型时, 模型输入应分为2部分: 1) 装备自身运行状态数据。该数据的获得可以通过利用装备的历史运行数据来预测获得。笔者通过建立GM(1,1)模型来进行预测获得这部分数据。2) 装备性能影响因素数据。这部分数据需要通过对影响装备性能的因素进行分析、筛选和量化来获得。模型设计思路如图1。

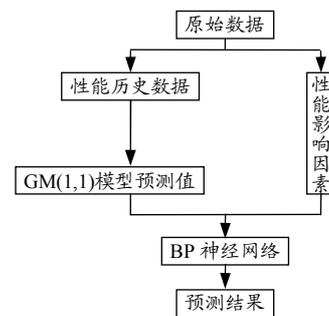


图1 野外环境下通信装备故障预测模型

3.2 装备性能影响因素量化^[3]

以某通信团某年驻训某型电台功放单元维修保障为例, 将性能影响因素分析如下: 驻训阶段装备性能影响因素主要包括: 1) 装备自身的因素, 装备历史运行所造成的内部元器件损耗; 2) 日平均气温; 3) 训练时间; 4) 操作人员的操作评分。表1为某次驻训中采集到的样本数据。

表1 某型电台驻训阶段性能影响因素功放单元输出功率统计

天数	日平均气温/℃	训练时间/h	考核评分	输出功率/W	备注
1	24	5	70	125.31	训练样本
2	23	5	71	125.30	训练样本
3	26	5	73	125.28	训练样本
4	26	6	75	125.28	训练样本
5	22	6	76	125.30	训练样本
6	23	6	76	125.27	检验样本
7	25	6	79	125.27	训练样本

续表

天数	日平均气温/℃	训练时间/h	考核评分	输出功率/W	备注
8	25	7	79	125.25	训练样本
9	23	7	79	125.25	训练样本
10	27	7	81	125.18	训练样本
11	23	8	83	125.20	训练样本
12	21	8	85	125.19	检验样本
13	19	8	89	125.21	训练样本
14	22	8	90	125.17	训练样本
15	24	8	95	125.14	训练样本
16	19	5	70	125.23	训练样本
17	18	5	70	125.25	训练样本
18	16	5	70	125.25	检验样本
19	19	6	71	125.23	训练样本
20	20	6	73	125.21	训练样本
21	22	6	72	125.18	训练样本
22	26	6	73	125.17	训练样本
23	23	7	77	125.19	训练样本
24	25	7	77	125.16	检验样本
25	25	7	78	125.15	训练样本
26	27	8	78	125.10	训练样本
27	28	8	81	125.08	训练样本
28	27	8	85	125.08	训练样本
29	26	8	88	125.07	训练样本
30	25	8	91	125.07	检验样本

3.3 仿真与结论

1) 归一化数据

由于采取 BP 神经网络方法建模，输入数据满足 Sigmoid 传输函数的要求才能得到满意的效果，因此需将输入数据进行归一化。算法如下：

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

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} 和 X_{\max} 分别为样本数据的最小值和最大值

2) 训练样本和检验样本划分

样本总数为 30 组，按照 20%左右的检验样本的比例取出其中 5 组作为检验样本。因此，取总样本中第 $6i(i=1,2,3,4,5)$ 组作为检验样本。

3) 网络模型结构设计

① 网络输入和输出。由输入数据和输出数据可得，网络输入层节点为 3，输出层节点为 1。

② 隐含层节点数目。由于输入节点数为 3，根

据 Kolmogorov 定理将隐含层节点数定为 10 个。

③ 训练函数和训练步数

训练函数选用 Levenberg-Marquardt 算法^[4]，即 Trainlm 函数，网络误差性能设计指标为 10-4 级，训练步数定为 1 000。

4) 仿真实验及结果^[5]

利用 MatlabR2010a 软件建立神经网络，进行仿真，结果如表 2。

表 2 驻训阶段装备故障预测误差表

检验	真实值/W	考虑外界影响因素的故障预测模型		灰色神经网络预测模型	
		预测值/W	/%	预测值/W	/%
1	0.27	0.351 2	30.07	0.269 2	0.30
2	0.19	0.234 9	23.63	0.199 9	5.21
3	0.25	0.250 9	0.36	0.248 7	0.52
4	0.16	0.214 7	34.19	0.156 5	2.19
5	0.07	0.045 4	35.14	0.069 4	0.86
平均	/%	24.68		1.82	

表 2 中，笔者采用相对误差 ($E_i = |y_i - \hat{y}_i| / y_i$) 来衡量预测值与实测值之间的误差大小。对比 2 种预测模型的预测误差，可以看到未考虑外界影响因素的故障预测模型的预测精度很低，而将影响因素引入建模过程所得的灰色神经网络预测模型的预测精度较高，由此可得，对野外作业的装备进行故障预测时，应将各种外界影响因素引入预测模型，以提高预测的精度。

4 结论

笔者利用 BP 神经网络的属性值预测模式，针对驻训阶段某型电台功放单元的故障预测建立灰色神经网络预测模型，将外界影响因素考虑到故障预测中，并通过仿真实验验证了该预测方法具有较高的精度。

参考文献：

[1] 史国, . 装备环境 性论证[M]. : 出, 2007.

[2] . RBF神经网络的 预测模型研究[D]. 天 : 天 理 论, 2007: 23-24.

[3] . ANN的通信装备备 精 障预测研究 [D]. : 通信 论, 2010: 31-33.

[4] 利, . 神经网络模型 Matlab仿真 [M]. : 出, 2005: 82-83.

[5] , . 精通Matlab神经网络[M]. : 出, 2009: 199-200.