

基于 BP 神经网络的装备失效率预测研究

桑 亮

(91245 部队, 辽宁 葫芦岛 125001)

摘要: 装备伴随使用时间的增长, 失效率会不断升高; 因此准确预测装备失效率, 对于及时准确评估装备性能, 开展视情维修具有重要的指导意义; 鉴于 BP 神经网络的高度非线性映射能力, 利用此模型对装备失效率进行预测; 分析得到了 BP 模型的输入层和中间层的最优神经元数; 此时实际值与预测值的方差为 0.038 7, 达到要求。

关键词: BP 神经网络; 装备失效率; 输入层; 中间层

本文引用格式: 桑亮. 基于 BP 神经网络的装备失效率预测研究[J]. 四川兵工学报, 2014(2): 70-73.

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1006-0707(2014)02-0070-04

Equipment Failure Ratio Prediction Based on BP Neural Network

SANG Liang

(The Army 91245 of PLA, Huludao 125001, China)

Abstract: As the use time of equipment prolongs, failure ratio ceaselessly elevates. Therefore, predicting equipment failure ratio accurately is important to evaluate equipment performance to carry on condition-based on maintenance. Considering nonlinear mapping capability of BP neural network, the equipment failure ratio is predicted by this model. The best neural cell number of input layer and middle layer in BP model is analyzed. The variance of factual and predicting value is 0.0387, and demand is accomplished.

Key words: BP neural network; equipment failure ratio; input layer; middle layer

Citation format: SANG Liang. Equipment Failure Ratio Prediction Based on BP Neural Network[J]. Journal of Sichuan Ordnance, 2014(2): 70-73.

装备失效率具有明显的非线性特征。传统 ARMA 法^[1-2]是针对平稳的、零均值和正态分布的随机序列的线性模型, 因此不适合进行非线性预测。统计回归法进行非线性预测时需要知道序列的非线性模型, 且回归阶次难于确定。神经网络方法就是由于人工神经网络具有逼近任意非线性函数和一定的泛化能力, 在预测领域显示出了强大的生命力和巨大的发展潜力, 相关研究^[3]也表明了神经网络较其他方法具有优越性。

本文旨在建立 BP 神经网络模型, 利用其开展对装备失效率的预测研究, 从而为装备视情维修提供更为可靠的决策依据。本文采用三层 BP 网络建立神经网络预测模型。

1 人工神经元构成的基本原理

人工神经元的研究源于人脑神经元学说。经典的神经

元数学模型是心理学家 W. MucCulloch 和数理逻辑学家 W. Pitts 于 1943 年首先提出来的。MuCulloch-Pitts 的经典神经元模型如图 1 所示。

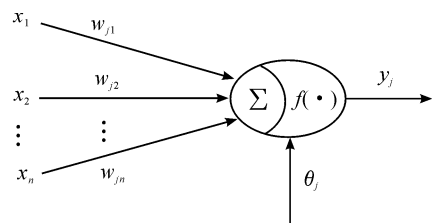


图 1 神经元节点模型

其中, $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 代表输入到神经元的第 i 个信号, w_i 为输入的第 i 个信号对该神经元作用的权系数, 相当于脑神经元的突触强度, y_i 是该神经元的输出。当总输入大于神经元的阈值时, 神经元处于兴奋状态; 反之, 则表示神经

元处于抑制状态。采用不同的权系数 w_{ij} 时,神经元对于相同的输入信号会产生不同的输出。因此,当人工神经网络中的各个神经元的权重改变时,可使人工神经网络获得不同的输入、输出的映射关系。与脑神经元的情况相类似,人工神经网络中信息处理的基本单元——网络节点,相当于脑神经中的神经元,是多输入单输出的,是人工神经网络研究的基础。人工神经网络是一类由大量信息处理的基本单元相互连接而成的,相当于脑神经系统,它不是生物系统的逼真描述,只是脑神经系统的某种模仿、简化和抽象,反映了人脑功能的若干基本特性,是一类能模仿人脑处理信息,具有联想、学习等功能的非线性或线性的思维模拟系统。

2 BP神经网络结构模型

近年来全球性的神经网络研究热潮的再度兴起,主要的原因在于发展新型计算机和人工智能新途径的迫切需要。基于神经科学研究成果基础上发展出来的人工神经网络模型,反映了人脑功能的若干基本特性,开拓了神经网络用于计算机的新途径。

目前,已发展了几十种神经网络,例如 Hopfield 模型, Feldmann 等的连接型网络模型, Hinton 等的玻尔茨曼机模型,以及 Rumelhart 等的多层感知机模型和 Kohonen 的自组织网络模型等等。在这众多神经网络模型中,应用最广泛的是多层感知机神经网络。多层感知机神经网络的研究始于 20 世纪 50 年代,但一直进展不大。直到 1985 年, Rumelhart 等人提出了误差反向传递学习算法,实现了 Minsky 的多层网络设想。

BP 算法不仅有输入层节点、输出层节点,还可能有 1 个或多个隐含层节点,经作用函数后,再把隐节点的输出信号传播到输出节点,最后给出输出结果。节点的作用激励函数通常选取 S 型函数,如 $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x/Q}}$, Q 为调整激励函数形式的 Sigmoid 参数。该算法的学习过程由正向传播和反向传播组成。在正向传播过程中,输入信息从输入层经隐含层逐层处理,并传向输出层。每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果输出层得不到期望的输出,则转向反向传播,将误差信号沿原来的连接通道返回,通过修改各层神经元的权值使得误差信号最小。其计算流程如图 2 所示。

从上述 BP 算法可以看出, BP 模型把一组样本的 I/O 问题变为一个非线性优化问题,它使用的是优化中最普通的梯度下降法。如果把神经网络看成输入到输出的映射,则这个映射是一个高度非线性映射。设计一个神经网络的重点在于模型的构成和学习算法的选择。一般来说,结构是根据所研究领域及要解决的问题确定的,通过对所研究问题的大量历史资料数据的分析及目前的神经网络理论发展水平,建立合适的模型,并针对所选的模型采用相应的学习算法,在网络学习过程中,不断地调整网络参数,直到输出结果满足要求。

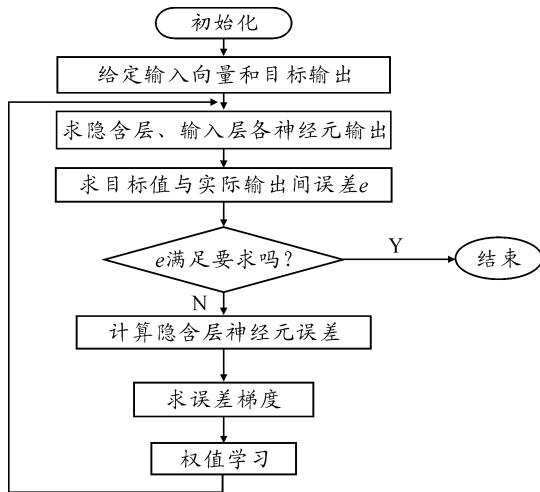


图 2 BP 算法流程

3 神经网络技术在装备可靠性分析中的应用

可靠性分析中的失效率分析是一个复杂而又难于精确求解的问题。大量的数据、繁琐的计算过程和经验的缺乏,都制约了传统的可靠性知识在实际中的应用。鉴于 BP 神经网络在预测方面的诸多优势,这里采用此模型预测装备的失效率。首先建立一个用于模拟装备失效率的人工神经网络模型。网络的输入是失效时间,输出是相应的失效率。激励函数使用 log - sigmoid 函数,接收输入数据并将其转化成 0 到 1 之间的数据,如图 3 所示。

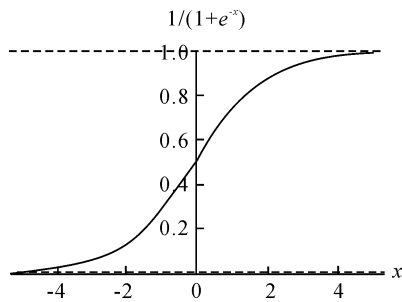


图 3 Log-sigmoid 函数

这个函数一般用于 BP 算法的多层网络并且是可微的。预测失效率使用前向传播计算公式进行计算。

$$x_j = \text{normalized} X_d (1 < d \leq m) \quad (1)$$

$$net_k = \sum_{j=1}^{k-1} W_{kj} x_j + b_j (m + 1 \leq k \leq N + n) \quad (2)$$

$$x_k = f(net_k) (m + 1 \leq k \leq N + n) \quad (3)$$

$$O_s = x_{N+s} (1 \leq s \leq n) \quad (4)$$

$$f(net_k) = \frac{1}{1 + e^{-net_k}} \quad (5)$$

神经网络的训练则使用后向反馈技术。其目标函数是使误差方差和最小,误差由下面公式得到。

$$\text{error} = \sum (F(t) - O(t))^2 \quad (6)$$

其中, $F(t)$ 是对应时间点的实际失效率, $O(t)$ 是 ANN 模型计算出的最后输出。一般来讲, 初始误差比较大, 因为初始权重是随机设定的。随着网络的训练, 误差开始减小并且趋向于最小值。由于当前分析的是一个动态系统, 其状态随时间发生改变, 因此可以使用基于前面输入数据的自适应回归模型。因此, 在 ANN 模型选择的基础上, 对以下 4 种情况进行了研究: 1 个输入, 1 个输出, 4 个中间层神经元; 2 个输入, 1 个输出, 4 个中间层神经元; 3 个输入, 1 个输出, 4 个中间层神经元; 4 个输入, 1 个输出, 4 个中间层神经元。

对于后 3 种情况, 每次时间输入分别使用了一个、两个和三个前时间点, 4 种情况的对比效果见图 4, 其失效率和实际失效率的平均误差分别是 12.25%, 8.34%, 4.1% 和 3.92%。这可以明显地看出随着输入数目的增加 ANN 的结果也更加准确, 但是当输入从 3 个变为 4 个时, 结果没有非常大的改进。因此, 对于本文的分析, 可以选择 3 个输入的 ANN 模型。

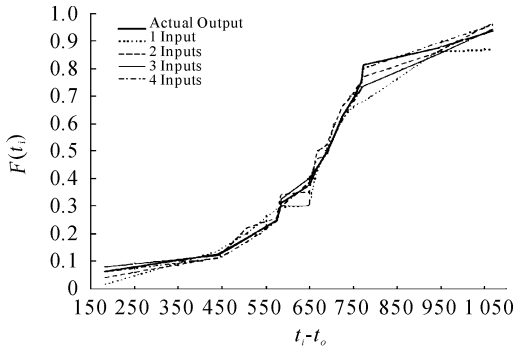


图 4 输入层为 1, 2, 3 和 4 时, 失效率随时间变化的对比

对中间层的神经元数量进行分析。分别选择 2、4、6、10 和 15 个中间层神经元进行计算, 其误差分别为 18.56%, 8.63%, 4.6%, 4.18% 和 4.11%, 结果如图 5 所示。通过分析可以发现, 当神经元的数目从 6 个增加到 10 个时误差仅有很小的变化, 但增加了网络的复杂性和运行时间, 因此, 本文选择中间层神经元数目为 6。最后整个 ANN 结构如图 6 所示。

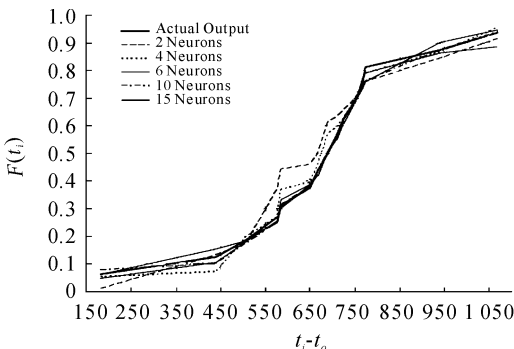


图 5 神经元数为 2, 4, 6, 10 和 15 时, 失效率随时间变化的比较

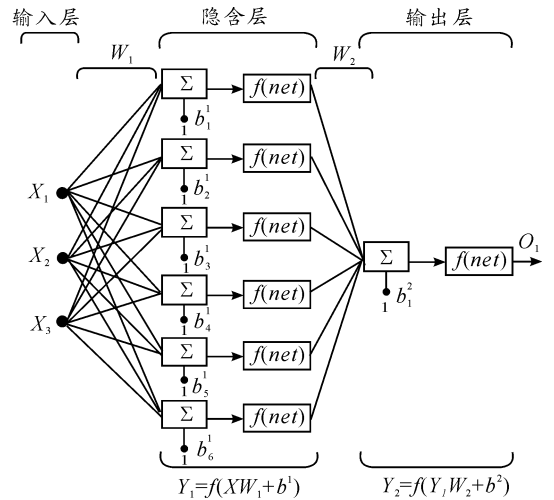


图 6 ANN 网络结构

权重矩阵 w_1 和 w_2 分别为 6×3 和 1×6 , 按照下面步骤对这个 BP 网络进行训练:

- (1) 从训练集中选择训练对, 将输入向量输入到网络输入处;
- (2) 计算网络输出;
- (3) 计算误差;
- (4) 调整网络权重, 使其向误差减小的方向发展;
- (5) 重复(1)~(4)步直到整个集合的误差达到允许范围, 步骤(1)和(2)构成前向传播, 而(3)和(4)则是反向传播。

本文收集某装备的失效率数据样本。利用 90% 的样本训练 BP 神经网络模型, 余下的数据则验证所建模型。选择迭代目标函数为 10^{-4} , 设置迭代次数为 500 次, 其训练效果如图 7 所示。由图 7 可以看出: 当训练到第 485 次时, 网络已经收敛, 其误差达到目标要求。

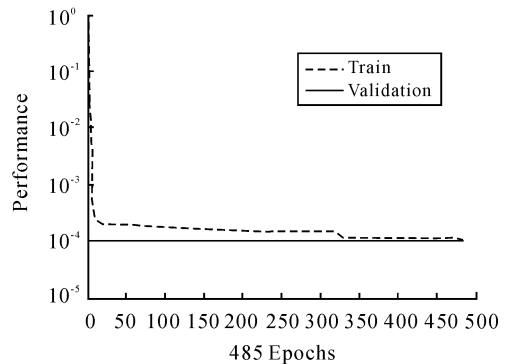


图 7 BP 神经网络模型训练收敛

利用所建立的 BP 神经网络模型(输入层为 4, 中间层神经元数为 6), 预测装备失效率。此时, 实际值与预测值的方差为 0.038 7。图 8 为实际值和预测值的比较。表 1 给出了预测的具体数值。

表1 预测的失效率

编号	1	2	3	4	5	6	7	8
实际值	0.062 5	0.125 0	0.187 5	0.250 0	0.312 5	0.375 0	0.437 5	0.500 0
预测值	0.062 5	0.125 2	0.186 0	0.272 9	0.286 7	0.388 7	0.427 4	0.498 4
编号	9	10	11	12	13	14	15	
实际值	0.562 5	0.620 0	0.687 5	0.750 0	0.812 5	0.875 0	0.937 5	
预测值	0.563 6	0.622 1	0.685 1	0.751 8	0.811 3	0.875 0	0.937 5	

由图8和表1可知,利用BP神经网络模型预测值与实际值非常接近,预测效果非常好。

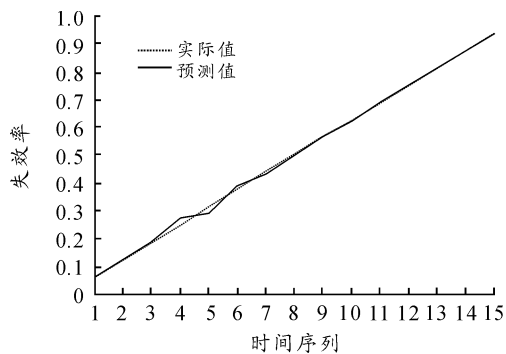


图8 失效率预测曲线

入层数和中间层神经元数),得到了最佳的BP神经网络模型。在此基础上,对装备失效率进行了预测,预测精度达到了满意的效果。可以为准确评估装备的性能状况,视情维修提供指导作用。

参考文献:

- [1] 陈国,杨虞微.航空发动机复杂磨损趋势的神经网络多变量预测模型[J].中国机械工程,2007;18(1):70-74.
- [2] 杨叔子,吴雅.机械故障诊断的时序方法[M].西安:西安交通大学出版社,1989.
- [3] 刘豹,胡代平.神经网络在预测中的一些应用研究[J].系统工程学报,1999,14(4):338-344.
- [4] 陈卓,王爱斌,汪元蛟,等.装备可靠性监督及控制[J].兵工自动化,2012(8):17-18.

4 结束语

本文首先分析了影响BP神经网络预测效果的因素(输

(责任编辑 周江川)