

基于小波神经网络的装备寿命周期费用估算方法

何萌

(空军工程大学 工程学院, 陕西 西安 710038)

摘要:首先简要介绍了寿命周期费用概念以及进行寿命周期费用估算的意义。其次分析了常用估算方法的优缺点,再次通过介绍小波及小波变换的原理和方法,建立了适用于武器装备研制费用的小波神经网络结构。结合某型装备研制费用,进行了数据仿真。仿真结果表明本文方法是可行的。

关键词:小波变换;神经网络;寿命周期费用;费用估算

中图分类号: TJ07 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2007)06-0052-03

寿命周期费用(LCC)指装备在预期的寿命周期内,为其论证、研制、生产、使用与保障以及退役处理所支付的所有费用之和。它由装备一生所消耗的一切资源量化为货币后叠加而得,明确地指出了为拥有一个装备在其一生要花多少钱,因而是一个及其重要的经济性参数量值,并已成为现代化质量观念中的重要内涵和要素。这个量值在装备全系统全寿命管理中有着突出的地位和作用。因为装备的建设,归根结底,取决于经济实力,即有多少钱才能办多少事,然而,一旦决定要办这件事,有了经费支持发展某型装备,又总是追求把事情办得最好,即谋求获得最大的费用效益。因此,无论对前者还是后者,都离不开用寿命周期费用作为决策的依据或判据。可以毫不夸张地说,装备的各类重大决策,如果未考虑到寿命周期费用问题,就会有失误的危险,早期的决策对寿命周期费用有着决定性的影响^[1]。

寿命周期费用估算是把产品在其寿命周期内消耗的一切资源全部量化为金额累加以得出总费用的过程。它是寿命周期费用技术中的基本和基础部分,估算准确与否显然对决策有着本质的影响。估算一般在费用产生之前进行,为此必须建立费用估算模型以便利用现有的信息估算未来的费用。

1 常用的估算方法

1) 类比法。

类比法^[2-3]是参考相似产品的已知费用信息和其它数据资料,估算产品寿命周期费用的方法。为此要确定一个已有的相似装备,在技术、使用与保障方面进行比较,分析两者的差异对费用的影响,找出修正费用的方法,修正相似装备的实际数据,得出待估计的新研装备的费用估计值。虽然当从整体上找不到相似装备时,可以进一步把装备分解至较低层次,找到相似的部分,进行类比,但此法须考虑因素多,相似程度有赖判断,有主观性,误差相对较大,所以很少使用。

2) 工程估算法。

这种方法是直接按费用结构对基本费用单元估算出费用值,然后自上而下地逐项累加得出寿命周期费用的估算值^[2-3]。应用此法的条件须具有每个基本费用单元的特性值以及它们与费用的转换因子。工程估算法虽然精度高,但很复杂、繁琐、费时。

3) 参数法。

把寿命周期费用同各个因素联系起来,如体积、重量、性能参数、零部件个数等,根据费用影响参数的数

量及与费用的统计关系选择回归模型的形式,运用回归分析法建立参数费用估算关系式,称为参数估算法^[2-3]。选择线性回归模型,单影响因素的选一元线性方程;多影响因素的选多元线性方程。若线性方程明显不成立或用相关性检验不满足线性统计关系时,采用非线性方程。其缺点是很难满足或检验建立回归方程所隐含的假定。

鉴于没有任何一种方法是尽善尽美的,许多专家、学者开发了许多新的估算方法,例如神经网络方法、遗传算法融合神经网络方法、时间-费用模型等等。本文尝试将小波包神经网络方法应用于具有特殊性质的装备寿命周期费用估算。

2 小波神经网络

小波变换具有良好的时频局部性质,神经网络则具有自学习功能和良好的容错能力,小波神经网络(WNN)由于较好地结合了两者的优点而具有强大的优势^[4]。

2.1 小波理论

定义 1 设 $\psi(t) \in L^2(\mathbf{R})$ 是一个窗函数,即满足 $\|\psi\| = 1$, $\psi(t)$ 以及 $\omega \hat{\psi}(\omega) \in L^2(\mathbf{R})$ 。倘若进一步还满足所谓的“容许性”条件: $C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty$, 则称 $\psi(t)$ 是一个基小波函数^[5]。

记 $\psi_{b,a}(t) = |a|^{-1/2} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$, 把它们看成是由基小波 $\psi(t)$ 通过伸缩、平移、调制所生成的一类时频原子, $\psi_{b,a}$ 的时域中心 $E\psi_{b,a} = aE\psi + b$; 均方根持续时间 $\sigma\psi_{b,a} = |a| \sigma\psi$; 频域中心 $E\tilde{\psi}_{b,a} = \frac{1}{a}E\tilde{\psi}$; 均方根带宽 $\sigma\tilde{\psi}_{b,a} = \frac{1}{|a|} \sigma\psi$ 。

从而 Heisenberg 盒的中心位置则由参数 a, b 来确定,特别频率中心的位置完全由 a 来确定;Heisenberg 盒的尺寸完全由参数 a 来调节;当中心频率增大(减小)时(即 $|a|$ 变小(变大)时),均方根持续时间缩短(增长)、均方根带宽增宽(变窄)。

定义 2 设 $\psi(t)$ 是一个基小波函数,对于 $f(t) \in L^2(\mathbf{R})$, 定义 $(W_\psi f)(b, a) = \langle f, \psi_{b,a} \rangle = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \overline{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt$, 称之为函数 f 关于基小波 ψ 的连续小波变换。

由于 $\psi_{b,a}$ 的 Heisenberg 盒是可调节的,所以使得小波变换在低频部分具有较高的频率分辨率,在高频部分具有较高的时间分辨率,即对信号有自适应性。

在实际应用中,特别是计算机实现中,往往把上述的连续小波及其变换离散化,通常采用二制离散,即令 $a = 2^j, b = k2^j$, 则: $\psi_{j,k}(x) = 2^{j/2} \psi(2^{-j}x - k), j, k \in \mathbf{N}$ 。

一般地, $f(t) = \sum_{j,k \in \mathbf{Z}} \langle f, \psi_{j,k} \rangle \psi_{j,k}$, 其中小波系满足框架条件,即对 $\forall f(x) \in L^2(\mathbf{R}^n)$, 满足 $A \|f\|^2 \leq \sum_j \sum_k |\langle f, \psi_{j,k} \rangle|^2 \leq B \|f\|^2, 0 < A < B < \infty$ 。

2.2 小波神经网络的结构

目前比较成熟且最常用的一种神经网络是多层前馈网络,它由一个输入层、一个输出层和若干中间层(隐层)构成。每个神经元阈值为 θ , 层内神经元相互独立,不同层次之间的神经元以权值 ω 单向连接。每层神经元在节点接受前一层的输出,同时进行线性复合和映射(线性或非线性),通过复合反映不同神经元之间的耦合,通过映射对输入信息做出反应^[6]。本文采用的小波神经网络是输入层激励函数为线性函数,隐层激励函数为小波函数,输出层激励函数为 Sigmoid 函数的前馈网络,因此网络的输出为

$$Y_k^n = f \left[\sum_{j=1}^M W_{k,i} \psi \left[\frac{\sum_{i=1}^L V_{j,i} X_i^n - b_j}{a_j} \right] \right]$$

小波神经网络方法根据小波神经网络具有对任意复杂的非线性系统描述和处理的能力,通过小波分解

进行平移和伸缩变换之后得到级数,具有小波分解的函数逼近性质。由于它引进了伸缩和平移因子,又比一般的小波分解有更多的自由度,而且还具有小波变换在高频域的时间精度和低频域的频率精度,故能够更加细致地描述复杂函数的特性^[4]。

3 实例计算

依据具体实例,采用3-9-7型的网络结构,以高斯函数推导式($\psi(x) = -xe^{-x^2/2}$)作为小波基函数。其中神经网络学习算法以及系数确定均参考文献[6]。选取典型飞机资料作为学习样本,在对原始资料处理过程中,以同年份(1992年)计币值。经过BP神经网络和小波神经网络的学习后,对各型飞机的费用估算情况如表1所示。

表1 各型飞机LCC估算情况表

| 类别 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 |
|-----------------------------|--------|--------|--------|---------|---------|-----------|-----------|
| 空机质量/kg | 14 308 | 35 489 | 58 002 | 34 167 | 67 970 | 18 198 | 12 500 |
| 海平面爬升率/(m·s ⁻¹) | 8.08 | 10 | 21 | 9.65 | 14.9 | 156 | 370 |
| 航程/m | 1 868 | 5 620 | 6 400 | 4 000 | 5 150 | 3 220 | 5 745 |
| 飞机LCC/万元 | 3 835 | 15 217 | 55 556 | 18 924 | 174 000 | 1 287 826 | 1 716 923 |
| 神经网络 预测值 | 4 112 | 14 532 | 55 011 | 19 089 | 171 077 | 1 410 685 | 1 463 168 |
| 神经网络 相对误差(%) | -7.22 | 4.50 | 1.98 | -0.87 | 1.68 | -9.54 | 14.78 |
| 小波神经 预测值 | 3 958 | 14 814 | 55 367 | 188 556 | 176 697 | 1 370 891 | 1 648 589 |
| 小波神经 相对误差(%) | -3.20 | 2.65 | 0.34 | 0.46 | -1.55 | -6.45 | 3.98 |

4 结束语

由实例计算可以看出基于小波神经网络的估算,得到较BP神经网络更精确的结果,所以将小波神经网络技术应用到飞机LCC的估算,是解决此类问题的有效途径。小波神经网络有利于提高经费使用效益;有利于优化装备经费结构;有利于实现装备的最佳效费比;有利于辨识高费用和高风险项目。本文的研究理论和方法是可行的,具有较大的理论价值和实际军事应用效益。

参考文献:

- [1] 王汉功,甘茂治,陈学楚,等.装备全系统全寿命管理[M].北京:国防工业出版社,2003.
- [2] 梁庆卫,宋保维,潘光,等.鱼雷武器系统寿命周期费用分析方法[J].系统仿真学报,2004,16(3):393-396.
- [3] 陈玉波,张柳,曲长征.产品LCC估算模型研究及仿真分析[J].计算机仿真,2005,22(9):73-76.
- [4] 蔡念,胡匡祐,李淑宇,等.小波神经网络及其应用[J].中国体视学与图像分析,2001,6(4):239-245.
- [5] Zhang Q, Benveniste A. Wavelet networks[J]. IEEE Trans. On Neural Network. 1992,3(6):889-898.
- [6] 周琦,李宏模.神经网络的防空导弹武器系统研制费用研究[J].系统工程与电子技术,1999,21(5):35-38.

(编辑:田新华)

Research on Life Cycle Cost Estimation of Equipment Based on Wavelet Neural Network

HE Meng

(The Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: This paper firstly introduces the concept of life cycle cost and the meaning of life cycle cost estimation, secondly analyzes the advantage and disadvantage of the conventional estimation method. By introducing the principles and methods of wavelet and wavelet transformation, a wavelet neural network structure applicable to equipment development expense is built. Finally, data simulation combined with airplane Life Cycle Cost (LCC) is done, and the simulation results show that the method mentioned in this paper is feasible and practicable.

Key words: wavelet transformation; neural network; Life Cycle Cost (LCC); cost estimation