

文章编号:1001-9081(2005)09-2015-03

基于小波网络的软件系统开发商的评价方法

韩雅鸣^{1,2}, 陈忠¹, 张志军², 李桂根²

(1. 上海交通大学安泰管理学院, 上海 200052; 2. 山西财经大学信息管理学院, 山西 太原 030006)
(hanyaming2003@126.com)

摘要:文中在建立软件系统开发商的评价指标体系的基础上,提出了基于小波网络的软件系统开发商的评价方法。该方法不仅可以模拟专家对软件系统开发商的定量评价,而且避免了在评价过程中的人为主观因素对评价结果的影响。

关键词:小波网络;软件系统开发商;评价

中图分类号:TP311.52 **文献标识码:**A

Evaluation method for software system developers based on Wavelet network

HAN Ya-ming^{1,2}, CHEN Zhong¹, ZHANG Zhi-jun², LI Gui-gen²

(1. Antai School of Management, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200052, China;
2. College of Information Management, Shanxi University of Finance & Economics, Taiyuan Shanxi 030006, China)

Abstract: On the basis of building software system developers evaluation index system, a wavelet network based evaluation method for software system developers was proposed. It can not only simulate quantificational evaluation made by experts, but also avoid the evaluation error due to subjective factors.

Key words: wavelet network; software system developers; evaluation

0 引言

随着社会信息化程度的不断提高,企业对软件产品的需求也日益增多。无论是购买商品化的软件产品,还是开发适合自己企业特点的专门软件系统,都需要慎重地选择软件系统开发商。软件系统开发商的好坏决定了软件产品或系统给企业带来效益的多与少,以及企业决策的成与败。所以,在选择软件系统开发商之前,应先对他们进行必要的客观评价。

由于评价的主体是人,所以,评价过程的客观性就是评价的关键。也就是说,在评价过程中需要尽可能地减少由于人为主观因素导致的偏差。现在对软件系统开发商的评价一般采用专家直接打分获得评价结果的方法,这种方法的缺陷有:1)专家和软件系统开发商的感情关系,会产生评价结果的感情偏差;2)专家对软件系统开发商的熟知程度,会产生评价结果的认知偏差;3)每次评价聘请的专家不可能足够多、专业也不可能完全对口,会产生评价结果的专业偏差。所以,有必要提出一种去除人为因素的评价方法。本文在建立软件系统开发商评价指标体系的基础上,提出了基于小波网络的软件系统开发商的评价方法。

对软件系统开发商的评价既要考虑细节性的关键指标,也要注重整体的综合能力。本文参照文献[1]和国家有关软件产品评价质量的标准^[2],主要考虑两方面的指标:软件系统开发商、软件系统开发商已开发软件系统。具体指标如图1所示。

1 软件系统开发商评价的小波网络模型

1.1 评价模型

我们称满足条件:

$$\int_{\mathbb{R}} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty$$

的平方可积函数 $\psi(x) \in L^2(\mathbb{R})$ 为基本小波或母小波。其中 $\hat{\psi}(\omega)$ 是 $\psi(x)$ 的Fourier变换。对应 $\psi(x)$ 的连续小波函数是

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right)$$

其中 a 和 b 为实数,且 $a \neq 0$ 。对于任一函数 $f(x) \in L^2(\mathbb{R})$,可以定义其小波变换为

$$\begin{aligned} (W_a f)(a,b) &= \langle f, \psi_{a,b} \rangle \\ &= \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) dx \end{aligned}$$

其中 a 和 b 分别为 $\psi_{a,b}(x)$ 的伸缩因子和平移因子,对于函数 $f(x)$,其局部结构的分辨可以通过调节参数 a, b ,即调节小波基窗口的大小和位置来实现。

文献[3]、[4]明确提出了小波网络的概念及其算法,其思想是用小波函数作为神经元的基函数,通过仿射变换建立起小波变换与神经网络权重系数之间的联系,并将小波网络应用于函数逼近问题。小波网络是一种新型前馈神经网络,

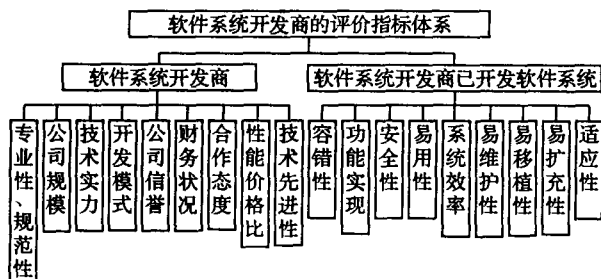


图1 软件系统开发商的评价指标体系

收稿日期:2005-03-14;修订日期:2005-05-29

作者简介:韩雅鸣(1966-),男,山西太谷人,副教授,硕士,主要研究方向:数据库、数据挖掘、管理信息系统;陈忠(1943-),男,教授,博士生导师,主要研究方向:管理科学与工程。

同使用 Sigmoid 型基函数的前馈神经网络一样,具有任意逼近非线性函数的能力,同时,由于小波变换具有良好的时频特性,因此,可以通过对伸缩因子和平移因子的训练,更快、更精确地逼近非线性函数。另外,小波网络还可以避免神经网络训练过程中的局部最优问题。

本文借鉴文献[5]、[6]的方法,以小波函数作为评价系统逼近的特征函数,通过将小波基与评价指标的输入样本向量的内积进行加权来实现对软件系统开发商的评价,用于评价的小波网络结构如图2所示。

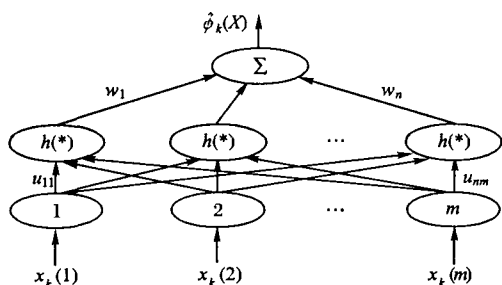


图2 软件系统开发商评价的小波网络结构

网络分三层:输入层 $X_k = (x_k(1), x_k(2), \dots, x_k(m))^T$ 表示包含 m 个评价指标的输入样本向量, $k = 1, 2, \dots, N$, 有 N 个输入样本向量;隐层节点基函数 $h(\cdot)$ 为小波函数,隐层共有 n 个节点;由输入层节点 i 到隐层节点 j 的连接权重为 u_{ij} , 由隐层节点 j 到输出层节点的连接权重为 w_j 。

1.2 学习算法

我们的目的是确定网络参数 w_j, u_{ij}, a_j 和 b_j , 使得网络输出 $\phi_k(X)$ 与期望输出 y_k 两序列拟合最优,其中参数 w_j, u_{ij}, a_j 和 b_j 可以通过最小均方误差能量函数:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N [\phi_k(X) - y_k]^2 \quad (1)$$

最优化得到,其中 N 为学习样本数,此处的小波采用国外较多使用的 Morlet 母小波(如图3所示),该小波是余弦调制的高斯波:

$$h(t) = \cos(1.75t) \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) \quad (2)$$

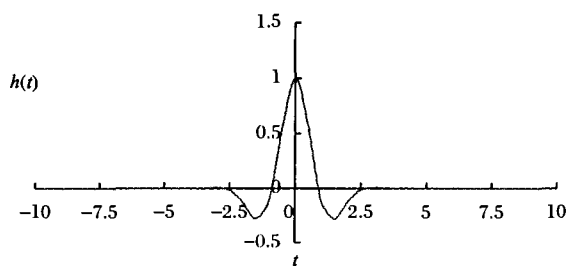


图3 Morlet 母小波图

网络的具体算法如下:

- (1) 网络参数的初始化:将小波的伸缩因子 a_j , 平移因子 b_j , 以及网络连接权重 w_j, u_{ij} 赋以随机的初始值;
- (2) 输入学习样本 $x_k(i)$ 及相应的期望输出 y_k ;
- (3) 网络的自学习:利用当前网络参数计算出网络的输出:

$$\phi_k(X) = \sum_{j=1}^n w_j h_j \left[\frac{\sum_{i=1}^m u_{ij} x_k(i) - b_j}{a_j} \right] \quad (3)$$

(4) 计算瞬时梯度向量:

$$g(w_j) = \frac{\partial E}{\partial w_j} = \sum_{k=1}^N [(\phi_k(X) - y_k) h] \left[\frac{\sum_{i=1}^m u_{ij} x_k(i) - b_j}{a_j} \right] \quad (4)$$

$$g(a_j) = \frac{\partial E}{\partial a_j} = \sum_{k=1}^N [(\phi_k(X) - y_k) w_j \frac{\partial h}{\partial a_j}] \quad (5)$$

$$g(b_j) = \frac{\partial E}{\partial b_j} = \sum_{k=1}^N [(\phi_k(X) - y_k) w_j \frac{\partial h}{\partial b_j}] \quad (6)$$

$$g(u_{ij}) = \frac{\partial E}{\partial u_{ij}} = \sum_{k=1}^N [(\phi_k(X) - y_k) w_j \frac{\partial h}{\partial u_{ij}}] \quad (7)$$

其中

$$\frac{\partial h}{\partial u_{ij}} = -1.75 \sin(1.75 \lambda) \exp\left(-\frac{\lambda^2}{2}\right) \frac{x_k(i)}{a_j} - \cos(1.75 \lambda) \exp\left(-\frac{\lambda^2}{2}\right) \frac{\lambda x_k(i)}{a_j} \quad (8)$$

$$\frac{\partial h}{\partial a_j} = 1.75 \sin(1.75 \lambda) \exp\left(-\frac{\lambda^2}{2}\right) \frac{\lambda}{a_j} + \cos(1.75 \lambda) \exp\left(-\frac{\lambda^2}{2}\right) \frac{\lambda^2}{a_j} \quad (9)$$

$$\frac{\partial h}{\partial b_j} = 1.75 \sin(1.75 \lambda) \exp\left(-\frac{\lambda^2}{2}\right) \frac{1}{a_j} + \cos(1.75 \lambda) \exp\left(-\frac{\lambda^2}{2}\right) \frac{\lambda}{a_j} \quad (10)$$

为书写方便,令上述式中的 λ 为:

$$\lambda = \frac{\sum_{i=1}^m u_{ij} x_k(i) - b_j}{a_j}$$

(5) 采用共轭梯度法调整网络参数:

$$w_j(t) = w_j(t-1) + \alpha S_{t-1}(w_j) \quad (11)$$

$$a_j(t) = a_j(t-1) + \alpha S_{t-1}(a_j) \quad (12)$$

$$b_j(t) = b_j(t-1) + \alpha S_{t-1}(b_j) \quad (13)$$

$$u_{ij}(t) = u_{ij}(t-1) + \alpha S_{t-1}(u_{ij}) \quad (14)$$

这里,

$$S_t(x) = \begin{cases} -g_t(x), & t=1 \\ -g_t(x) + \frac{g_t(x)[g_t(x)]^T}{g_{t-1}(x)[g_{t-1}(x)]^T} S_{t-1}(x), & t>1 \end{cases} \quad (15)$$

α 为学习步长;

(6) 当误差能量函数小于预先设定的某个值,则停止网络学习,否则返回步骤(2)。

2 基于小波网络的软件系统开发商的评价方法

在应用软件系统开发商评价的小波网络模型时,需要先有一定数量的已知样本——选中的软件系统开发商作为训练集训练网络,以确定网络参数,然后再对待评价的软件系统开发商进行评价。

训练网络的样本集应是可信度高的权威性评价结果,每个样本包括两部分数据:一部分是软件系统开发商的评价指标数据,共有 18 个评价指标(图1),对应网络的输入样本向量 $\{x_k(i)\} (i = 1, 2, \dots, 18)$, 这些数据来自于使用软件系统开发商的软件产品的用户的调查;另一部分是软件系统开发商的综合评价结果,只有一个数据,对应网络的期望输出值

y_k , 它由软件系统方面的专家根据自己的经验和对软件系统开发商及其软件产品的了解给出。

评价指标数据中既有定性因素,又有定量因素,而且即使是定量因素,其量纲差异也很大。为了平衡各指标对最终评价结果的影响,首先对评价指标的实际值进行归一化的无量纲处理,即将用户给出的软件系统开发商的指标数据根据值的大小分别对应成等级分,这里的等级取五个级别,分别是很好、好、一般、较差、差,对应的等级分是 1.0,0.7,0.5,0.3,0.1。比如公司规模,分为 1500 万元以上、700 万元~1500 万元、300 万元~700 万元、100 万元~300 万元、100 万元以下五个等级,如某软件系统开发商的注册资金是 1000 万元,则归一化无量纲处理后其对应的值是 0.7。综合评价结果是一个代数值,取值范围是 $[0,1]$,表示对软件系统开发商的评价,分值越高,说明所有评价指标上的综合表现越佳,从而软件系统开发商越好;反之,分值越低,软件系统开发商越差。为了能使专家给出的结果更合理、客观,每个软件系统开发商的综合评价结果都采用了多名专家打分,然后取加权和方法。

网络训练后,将训练好的权值和小波参数值储存起来。对于待评价的软件系统开发商,只要由他的用户给出各评价指标的数值,网络就可以给出他的综合评价值,并由输出层作为网络结果输出。

3 应用实例的仿真

应用图 2 所示的小波网络模型对国内 20 个财务软件系统开发商的用户进行了问卷式的调查,并聘请了财务和软件方面的专家进行了综合打分,数据如表 1 所示。表中的 $x_1, x_2, \dots, x_{18}, y$ 及其以下各行分别表示用户对各财务软件系统开发商对应指标的评价数据和专家给出的综合评价结果。选择其中的前 18 组数据作为训练集训练网络,其余 2 组作为测试集,模拟待评价的对象。学习结果如表 2 所示,它们与期望的输出非常接近;对测试集中的两组数据仿真评价的结果与专家给出的综合评价的结果比较如表 3 所示,相对误差都低于 5%。

表 1 仿真数据																			
序号	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}	x_{15}	x_{16}	x_{17}	x_{18}	y
1	0.5	0.7	0.7	0.5	0.7	0.7	0.7	0.5	1.0	1.0	0.7	0.5	0.7	0.7	1.0	0.5	0.5	0.7	0.754
2	0.7	1.0	1.0	0.7	0.7	1.0	0.5	0.7	0.7	1.0	0.5	1.0	0.5	0.7	0.7	0.7	1.0	1.0	0.862
3	1.0	0.7	1.0	0.7	0.7	0.7	1.0	0.5	0.3	0.7	0.5	0.7	0.7	0.7	1.0	1.0	0.5	0.7	0.836
4	0.3	0.5	0.5	0.7	0.5	0.3	0.5	0.3	0.3	0.5	0.1	0.7	0.7	0.5	0.5	0.3	0.7	0.5	0.457
5	0.5	0.5	0.7	0.3	0.7	0.5	0.7	0.7	0.5	0.7	0.7	0.5	0.7	0.5	0.7	0.5	0.5	0.7	0.628
6	0.7	0.7	1.0	0.5	0.5	0.3	0.7	0.5	0.5	1.0	0.7	0.5	0.7	0.7	1.0	0.5	0.7	0.7	0.783
7	1.0	0.7	0.5	0.5	0.7	0.7	0.5	0.7	0.3	0.7	0.7	0.5	0.5	0.5	1.0	0.3	0.5	0.5	0.664
8	0.7	0.7	0.7	1.0	0.5	0.7	0.7	0.7	0.5	1.0	0.7	0.5	0.5	0.7	0.7	0.7	0.7	1.0	0.720
9	0.5	0.5	0.7	0.7	0.7	0.5	0.7	0.7	0.5	1.0	0.7	0.5	0.5	0.7	0.5	0.7	0.7	0.1	0.653
10	0.7	0.7	0.5	0.7	0.5	0.3	0.7	0.7	0.5	1.0	0.5	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.5	0.689
11	0.7	0.7	0.5	1.0	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	1.0	0.5	0.5	0.7	0.5	0.7	0.7	0.7	0.5	0.746
12	0.7	0.7	0.7	0.7	0.5	0.5	0.5	0.7	0.7	1.0	0.5	0.5	0.5	0.5	0.7	0.3	0.7	0.5	0.713
13	1.0	0.5	0.7	0.5	0.7	0.5	0.7	0.7	0.5	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.5	0.757
14	0.5	0.7	0.7	0.5	0.5	0.7	0.7	0.5	0.7	0.7	0.5	0.7	0.5	0.5	0.5	0.3	0.5	0.5	0.519
15	0.5	0.7	0.7	0.5	0.7	0.7	0.5	0.5	0.7	0.5	0.7	0.5	0.7	0.5	0.7	0.5	0.5	0.5	0.636
16	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.5	0.7	0.7	0.5	1.0	0.5	0.7	0.7	0.5	0.7	0.7	0.5	0.7	0.702
17	1.0	0.7	1.0	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	1.0	0.5	0.7	0.7	0.7	1.0	0.7	0.7	1.0	0.814
18	0.5	0.5	0.7	0.5	0.7	0.7	0.5	0.5	0.5	0.7	0.5	0.7	0.5	0.5	0.7	0.7	0.5	0.7	0.635
19	0.7	0.7	0.7	0.7	0.5	0.7	0.7	0.5	0.7	1.0	0.7	0.5	0.5	0.7	1.0	0.7	0.7	0.7	0.781
20	0.5	0.7	0.5	0.7	0.5	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.5	0.5	0.5	0.5	0.3	0.5	0.5	0.536

表 2 训练结果						
序号	1	2	3	4	5	6
训练结果	0.7524	0.8638	0.8332	0.4519	0.6303	0.7782
期望输出	0.7540	0.8620	0.8360	0.4570	0.6280	0.7830
相对误差	0.212%	0.209%	0.335%	1.116%	0.366%	0.613%
序号	7	8	9	10	11	12
训练结果	0.6631	0.7226	0.6497	0.6831	0.7403	0.7214
期望输出	0.6640	0.7200	0.6530	0.6890	0.7460	0.7130
相对误差	0.136%	0.361%	0.505%	0.856%	0.764%	1.178%
序号	13	14	15	16	17	18
训练结果	0.7621	0.5142	0.6375	0.7057	0.8124	0.6402
期望输出	0.7570	0.5190	0.6360	0.7020	0.8140	0.6350
相对误差	0.674%	0.925%	0.236%	0.527%	0.197%	0.819%

表 3 仿真测试结果与专家给出的综合评价结果的比较

序号	19	20
测试结果	0.7651	0.5539
专家评价	0.7810	0.5360
相对误差	2.036%	3.340%

4 评价方法的特点与分析

通过实例仿真表明:1) 将小波网络引入评价系统,可以使评价结果更真实地反映评价对象的实际水平,使评价结果趋于客观化;2) 采用共轭梯度法调整网络参数,可以在小样本情况下也能使算法收敛;3) 对评价指标数据进行无量纲处理,可以使评价指标对结果的影响趋于均衡,不致出现权值过重现象。

5 结语

软件系统开发商的评价历来是一项十分复杂的研究课题。本文在建立软件系统开发商的评价指标体系的基础上,提出了基于小波网络的软件系统开发商的评价方法。该方法实现原理简单,且有小波分析理论作为基础;网络通过对某类软件系统开发商的评价数据进行学习训练,不仅可以模拟专家对该类软件系统开发商的定量评价,而且避免了在评价过程

中的人为主观因素对评价结果的影响(网络的参数是通过实例样本训练得到的),具有实际应用的价值。

参考文献:

[1] 张玲玲, 佟仁城. 企业信息系统项目综合评价指标体系探究[J]. 中国管理科学, 2004, 12(1): 95-100.

[2] GB/T 16260-1996, 信息技术·软件产品评价·质量特性及其使用指南[S].

[3] ZHANG QH, BENVENISTE A. Wavelet Network [J]. IEEE Transactions on Neural Network, 1992, 3(6): 888-898.

[4] 张世英, 樊智. 协整理论与波动模型[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004. 170-177.

[5] 张新红. 基于小波网络的管理信息系统多指标综合评价[J]. 运筹与管理, 2004, 13(6): 86-89.

[6] 董景荣. 基于小波网络的电力系统短期负荷预报研究[J]. 预测, 2000, 19(4): 66-69.