

基于小波神经网络的信息系统综合评价模型

汤志伟, 符萍

(电子科技大学人文社科学院 成都 610054)

【摘要】针对信息系统的特点和小波基具有很强的自适应性和函数变化能力,提出了一种基于小波神经网络的信息系统综合评价模型,并在最小均方能量准则下,采用相应的共轭梯度学习算法求解小波函数的尺度和时延参数,以及小波网络的权值。仿真实验表明该算法用于信息系统综合评价的有效性、准确性,为信息系统的评价研究提供一条新的途径。

关键词 小波神经网络; 信息系统; 综合评价; 算法

中图分类号 TP391 文献标识码 A

Comprehensive Evaluation Method of Information System Based on Wavelet Neural Network

TANG Zhi-wei, FU Ping

(School of Humanities and Social Science, UEST of China Chengdu 610054)

Abstract This paper proposes a new comprehensive valuation method based on characteristic of information system and the property that wavelet can smooth data and adapt to the change of function. Furthermore, the dilation and shifts that are the parameters of wavelet function and the weight of neural network structure are calculated by conjugated gradient algorithm in term of the latest mean squared energy criterion. The results shown by the simulation that the method was effective and veracity for comprehensive evaluation of information system, and can provide a new way for evaluation research of information system.

Key words wavelet neural network; information system; comprehensive evaluation; algorithm

随着信息化进程的加快,企业信息系统在企业生产和管理中日益重要,企业信息系统的好坏直接关系到企业的生存与发展,对企业信息系统的评价成为人们日益关注的热点,并且有了许多用于信息系统综合评价的方法,如层次分析法、模糊数学法、神经网络法等^[1]。小波神经网络(Wavelet Neural Network, WNN)是结合最近发展的小波变换良好的时频局域化性质与传统人工神经网络的自学习功能而形成的,是近几年国际上新兴的一种数学建模分析方法。小波神经网络是通过小波分解进行平移和伸缩变化后而得到的级数,具有小波分解的一般逼近函数的性质与分类特征。由于小波神经网络引入了伸缩因子和平移因子两个新的参变量,使小波网络具有更灵活有效的函数逼近能力,以及更强的模式识别能力和容错能力^[2]。由于小波神经网络建模算法不同于普通神经网络的BP算法,故可有效地克服普通人工神经网络模型所固有的缺陷。基于上述分析,本文提出了一种基于小波神经网络的信息系统综合评价新方法,理论分析和应用示例表明了该方法的有效性和准确性。

收稿日期: 2004-06-24

作者简介: 汤志伟(1969-),男,博士,教授,主要从事信息系统的开发与管理、电子政务方面的研究。

1 基于小波神经网络的综合评价模型

1.1 信息系统综合评价的数据分类小波网络

通常称满足条件 $\int \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty$ 的平方可积函数 $\psi(t) \in L^2(R)$ 为基本小波或母小波式中, $\hat{\psi}(\omega)$ 为 $\psi(t)$ 的 Fourier 变换。令 $\psi_{ab}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi(\frac{t-b}{a})$, 式中的 a 、 b 为实数, 且 $a \neq 0$ 。对于信号 $f(t) \in L^2(R)$, 定义其小波变换为 $W_f(a,b) = \langle f, \psi_{ab} \rangle = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi(\frac{t-b}{a}) dt$, 式中 a 、 b 分别为 $\psi_{ab}(t)$ 的伸缩因子和平移因子。对于信号 $f(t)$, 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。

小波神经网络是基于小波分析而构成的一类新型前馈网络^[3], 也可以看作是以小波函数为基底的一种新型函数连接的神经网络, 其信号的表达是通过将所选取的小波基进行叠加来实现的。在信号分类中, 小波空间可作为模式识别的特征空间, 通过将小波基与信号向量的内积进行加权来实现信号的特征提取, 然后将这些特征输入分类器中。这些特征结合了小波变换良好的时频局域化性质和传统神经网络的自学习功能, 因而具有良好的逼近与容错能力。用于信息系统综合评价的小波神经网络结构如图 1 所示。

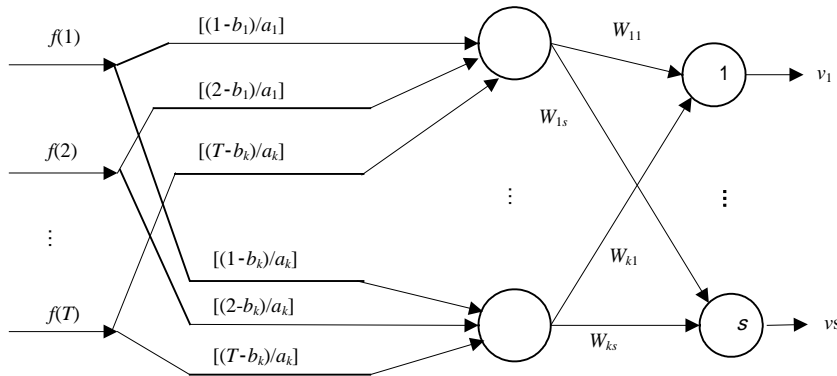


图 1 小波神经网络结构图

设输入训练样本的总数为 N , 网络有 T 个输入节点, S 个输出。则对第 n 个样本、第 s 个输出小波特征检测器可由下式表示为:

$$V_{ns} = \sigma(u_n) = \sigma[\sum_{k=1}^K W_{ks} \sum_{t=1}^T f_n(t) \psi(\frac{t-b_k}{a_k})] \quad s = 1, 2, \dots, S$$

式中 $\sigma(z) = \frac{1}{1 + \exp(-z)}$ 为一 Sigmoid 函数。

1.2 基于小波神经网络的信息系综合评价系统的训练算法

为了对基于小波神经网络的信息系统综合评价系统进行训练, 必须确定网络参数 W_k , b_k 和 a_k , 为此, 可通过下述最小均方差能量函数进行优化, 即:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^S \sum_{n=1}^N (d_{ns} - v_{ns})^2$$

式中 d_{ns} 是信号 $f_n(t)$ 的希望分类输出, $d_{ns} = \begin{cases} 1 & \text{一类} \\ 0 & \text{另类} \end{cases}$ 。

本文采用的 Morlet 母小波是余弦调制的高斯波, 故有:

$$\psi(t) = \cos(1.75t) \exp(-\frac{t^2}{2})$$

基于小波神经网络的信息系综合评价系统的具体训练算法步骤如下。

- 1) 网络参数的初始化。将小波的伸缩因子 a_k , 平移因子 b_k , 以及网络连接权重 w_{nk} 赋以随机的初始值。
- 2) 输入学习样本 $f_n(t)$ 及相应的期望输出 v_{ns} 。
- 3) 网络的自学习。利用当前网络参数计算出网络的输出为:

$$V_{ns} = \sigma[\sum_{k=1}^K W_{ks} \sum_{t=1}^T f_n(t) \psi(\frac{t-b_k}{a_k})]$$

- 4) 计算瞬时梯度向量。令 $t' = \frac{t-b_k}{a_k}$, $\sigma'(u) = \sigma(u)[1-\sigma(u)]$, 则 E 的梯度分别为:

$$g(W_{ks}) = -\sum_{s=1}^S \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T (d_{ns} - v_{ns}) \sigma'(u_n) f_n(t) \cos(1.75t') \exp(-\frac{t'^2}{2})$$

$$g(b_k) = -\sum_{s=1}^S \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T (d_{ns} - v_{ns}) \sigma'(u_n) f_n(t) W_{ks} [1.75 \sin(1.75t') \exp(-\frac{t'^2}{2}) \frac{1}{a_k} + (1.75t') \exp(-\frac{t'^2}{2}) \frac{t'}{a_k}]$$

$$g(a_k) = -\sum_{s=1}^S \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T (d_{ns} - v_{ns}) \sigma'(u_n) f_n(t) W_{ks} [1.75 \sin(1.75t') \exp(-\frac{t'^2}{2}) \frac{t'}{a_k} (1.75t') \exp(-\frac{t'^2}{2}) \frac{t'}{a_k}] = t'g(b_k)$$

- 5) 误差的反向传播。令:

$$\begin{cases} \Delta w_{ks}^{\text{new}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ks}^{\text{old}}} + \beta \Delta w_{ks}^{\text{old}} \\ \Delta a_k^{\text{new}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_k^{\text{old}}} + \beta \Delta a_k^{\text{old}} \\ \Delta b_k^{\text{new}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial b_k^{\text{old}}} + \beta \Delta b_k^{\text{old}} \end{cases}$$

式中 $0 < \eta < 1$, $0 < \beta < 1$, 修改网络参数 a_k , b_k 和 w_{ks} , 有:

$$\begin{cases} a_k^{\text{new}} = a_k^{\text{old}} + \Delta a_k^{\text{new}} \\ b_k^{\text{new}} = b_k^{\text{old}} + \Delta b_k^{\text{new}} \\ w_{ks}^{\text{new}} = w_{ks}^{\text{old}} + \Delta w_{ks}^{\text{new}} \end{cases}$$

- 6) 当误差函数的绝对值小于预先设定的某个正数, 则停止网络的学习, 否则返回步骤2)。

2 基于小波神经网络的综合评价方法的示例

用分类小波神经网络对信息系统进行综合评价分类, 可看作是一个模式识别问题。为了说明本文所提出的基于小波神经网络的综合评价方法的有效性和正确性, 编制了相应的计算机软件, 并以某市已有的30个同类信息系统项目为样本, 对小波神经网络进行学习训练, 然后运用基于小波神经网络的综合评价方法确定表1所示的5个信息系统项目(P_1, P_2, P_3, P_4, P_5)的综合评价类别。

在本文建立的小波神经网络模型的输入层为12个神经元, 分别对应12个指标(在使用时要进行标准化与无量纲处理, 取值在[1~10]范围内), 分别为规划科学性 T_1 、系统先进性 T_2 、系统经济性 T_3 、开发效率 T_4 、软件质量 T_5 、系统可靠性 T_6 、系统可维护与扩充性 T_7 、安全保密性 T_8 、科技投入 T_9 、用户满意度 T_{10} 、系统利用率 T_{11} 、系统效益 T_{12} 。输出层共有4个神经元, 分别对应优(1,0,0,0), 良(0,1,0,0), 中(0,0,1,0)和差(0,0,0,1)。小波网络首先需要一定的样本训练网络, 训练结束后, 由已掌握知识信息的小波网络对待评价的信息系统对象进行综合评价分类, 按照实际输出值与期望值的接近程度决定其归属类别。实验结果显示对训练样本识别率达到100%, 利用训练好的小波神经网络对测试样本分类正确率达到100%(如表1所示), 高于采用神经网络模型作类型识别(对训练样本识别率达到98%)^[4], 识别效果相当理想。

表1 小波网络对测试样本分类识别情况表

项目	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10	T11	T12	结果
P1	9.6	9.3	9.2	8.5	8.8	9.1	8.9	8.4	9.6	9.3	9.2	8.5	优
P2	9.2	8.4	8.5	9.2	8.1	7.6	7.5	8.9	7.4	7.1	8.5	8.2	良
P3	8.8	8.2	7.4	9.2	7.9	7.2	7.1	8.8	8.2	8.3	8.0	7.8	良
P4	8.4	7.3	7.8	6.7	6.4	7.1	7.3	8.2	8.4	7.6	7.0	6.5	中
P5	8.7	8.2	7.9	9.2	8.1	8.6	8.3	7.5	9.1	8.5	8.1	8.2	良

3 结束语

利用小波神经网络对信息系统进行综合评判,在很大程度上消除了人为因素的影响,能把影响信息系统的各种因素进行综合考虑,并能够充分利用历史有关信息系统特征参数的统计数据信息,通过高度的非线性映射,寻求信息系统的综合评价与其影响特征因素之间的隐含的内在机理,增强了所得数据的客观性,从而给出具体的综合评价结果,可为进一步的信息系统的开发与管理提供重要的科学依据。本文所采用的评判方法符合人脑的逻辑思维规律,保证了信息系统测评的合理性、科学性,操作起来比较容易。

参 考 文 献

- [1] 刘卫国. 一种信息系统的评价模型及其实现[J]. 计算机应用, 2003, 23(1):33-35
- [2] 陈义安. 基于小波网络的高新技术产业内在价值的评估模型[J]. 系统仿真学报, 2003, 15(8): 1 200-1 204
- [3] 张新红. 基于小波网络的干旱程度评估方法[J]. 运筹与管理, 2001, 10(4): 91-95
- [4] 焦李成. 神经网络的应用与实现[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1996

编 辑 熊思亮

(上接第602页)

3 仿真与结论

图3给出了4种使用不同角采样率 ω_s 所得到的仿真结果(假设 $\tau = 10\mu\text{s}$, $T_b = 10\mu\text{s}$)。

从图3中可以看出,在回波($\tau = 10\mu\text{s}$ 处)两侧 $N\omega_s / \mu$ 处,确实出现了成对回波,并且随着采样率的进一步降低,成对回波数目成对增加。

以上的分析都是在脉冲压缩比很大的情况下得到的。如果脉冲压缩比较小,那么LFM信号频谱的矩形特性就会变得很差,脉冲压缩的性能会进一步降低。

参 考 文 献

- [1] 向敬成, 张明友. 雷达系统[M]. 北京: 电子工业出版社, 2001
- [2] 张云华, 姜景山, 张鸿远, 等. IQ幅度和相位不平衡对脉冲压缩的影响及其矫正方法[J]. 遥感技术与应用, 2000, 15(2): 79-82
- [3] 张群英, 杨学贤, 何佩琨, 等. AD量化误差对脉冲压缩结果的影响[J]. 现代雷达, 2000, 22(2): 63-68
- [4] 林茂庸, 柯有安. 雷达信号理论[M]. 北京: 国防工业出版社, 1984

编 辑 徐安玉