

基于小波神经网络的多属性决策方法及应用*

宋如顺

(南京师范大学计算机系 210097)

摘 要 分析了多属性决策问题及现有方法,提出用小波神经网络建立权重分配模型以改进多属性决策的方法,使权重的确定较为客观准确,并具有自学习功能。在工业产品质量决策方案评价中的应用表明了该方法的有效性。

关键词 多属性决策,权重,小波神经网络

分类号 TP 393

Multiple Attribute Decision Making Method and Application Based on Wavelet Neural Network

Song Rushun

(Nanjing Normal University)

Abstract A weight assignment model is presented via wavelet neural network to improve the method of multiple attribute decision making. This model makes the determination of the weight more objective and accurate. Moreover, the model has the ability of self-study. An application to decision making evaluation of industrial products shows the effectiveness of the method.

Key words multiple attribute decision making, weight, wavelet neural network

1 引 言

对于多属性决策问题,无论采取何种分析方法,大多需要事先确定各属性(指标)的权重。目前关于权重的确定方法主要分为主观赋权法和客观赋权法两大类:主观赋权法是根据各指标的决策者主观重视程度进行赋权的一类方法,如专家调查法、二项系数法、环比评分法及层次分析法等;而客观赋权法则是各个指标根据一定的规则进行自动赋权的一类方法,如主成分分析法、熵技术法、均方差法及目标规划法等。

运用主观赋权法确定各指标间的权重系数,反映了决策者的意向,决策或评价结果具有较大的主观随意性;而运用客观赋权法确定各指标间的权重系数,决策或评价结果虽然具有较强的数学理论依

据,但没有考虑决策者的意向。因此,主、客观赋权法均有一定的局限性。为此,本文提出用小波神经网络建立权重分配模型的方法,使属性间权重的分配较为客观准确,并具有较强的自学习功能。

2 用小波神经网络建立权重分配模型

小波神经网络^[1]是基于小波分析而构造的一类新型前馈网络,也可看作是以小波函数为基底的一种新型函数联接神经网络。它以小波空间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和来实现信号的特征提取,由于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,因而具有较强的逼近和容错能力^[2]。

小波神经网络实际上是用非线性小波基取代通常的非线性 Sigmoid 函数,其信号表述是通过将所选取的小波基进行线性叠加而实现的,信号 $s(t)$

* 国家自然科学基金项目(98SXX 1S1J0001)

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net
2000-01-31 收稿,2000-04-19 修回

可用小波基 $h_{a,b}(t)$ 进行如下拟合。

$$\hat{s}(t) = \sum_{k=1}^K w_k h\left(\frac{t-b_k}{a_k}\right) \quad (1)$$

式中, $\hat{s}(t)$ 为拟合信号, w_k, b_k 和 a_k 分别为权值、小波基的平移因子和伸缩因子, K 为小波基的个数。

采用 Morlet 母小波

$$h(t) = \cos(1.75t) \exp(-t^2/2) \quad (2)$$

设输入训练样本总数为 P , 网络有 N 个输出节点, 第 P 个样本第 n 个节点的输出可表示为

$$f_n^p = f\left[\sum_{k=1}^K w_{nk} \sum_{m=1}^M s^p(t_m) h\left(\frac{t_m - b_k}{a_k}\right)\right] \quad (3)$$

其中, M 表示输入层单元数, K 表示隐含层单元数, w_{nk} 表示隐含层第 k 个单元与输出层第 n 个单元之间的连接权值。网络系数 w_k, b_k 和 a_k 可通过下述能量函数进行优化^[3]。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^Q \sum_{n=1}^N (f_n^p - \hat{f}_n^p)^2 \quad (4)$$

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

网络的具体训练算法如下:

- 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 w_{nk} 赋以随机的初始值;
- 2) 输入学习样本 $s^p(t_i), i = 1, 2, \dots, M, p = 1, 2, \dots, Q$, 以及相应的期望输出 $f_n^p, i = 1, 2, \dots, N, p = 1, 2, \dots, Q$;
- 3) 网络的自学习: 利用当前网络参数计算出网络的输出

$$\hat{f}_n^p = f\left[\sum_{k=1}^K w_{nk} \sum_{m=1}^M s^p(t_m) h\left(\frac{t_m - b_k}{a_k}\right)\right] \quad (6)$$

4) 计算瞬时梯度向量: 利用式(4), 并令

$$t = (t - b_k) / a_k$$

$$\sigma(u) = \partial \alpha(u) / \partial u = \sigma(u) [1 - \sigma(u)]$$

则

$$g(w_{nk}) = \frac{\partial E}{\partial w_{nk}} = \sum_{p=1}^Q \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (f_n^p - \hat{f}_n^p) \sigma(u_n) s^p(t_m) \times \cos(1.75t_m) \exp(-t_m^2/2) \quad (7)$$

$$g(b_k) = \frac{\partial E}{\partial b_k} = \sum_{p=1}^Q \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (f_n^p - \hat{f}_n^p) \sigma(u_n) s^p(t_m) w_{nk} \times [1.75 \sin(1.75t_m) \exp(-t_m^2/2) + \cos(1.75t_m) \exp(-t_m^2/2) t_m] / a_k \quad (8)$$

$$g(a_k) = t_m g(b_k) \quad (9)$$

5) 误差的反向传播: 令

$$\begin{cases} \Delta w_{nk}^{new} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{nk}^{old}} + \alpha \Delta w_{nk}^{old} \\ \Delta a_k^{new} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_k^{old}} + \alpha \Delta a_k^{old} \\ \Delta b_k^{new} = -\eta \frac{\partial E}{\partial b_k^{old}} + \alpha \Delta b_k^{old} \end{cases} \quad (10)$$

修改网络参数 a_k, b_k, w_{nk} , 有

$$\begin{cases} a_k^{new} = a_k^{old} + \Delta a_k^{new} \\ b_k^{new} = b_k^{old} + \Delta b_k^{new} \\ w_{nk}^{new} = w_{nk}^{old} + \Delta w_{nk}^{new} \end{cases} \quad (11)$$

当误差函数值小于预先设定的某个值时, 则停止网络的学习, 否则返回步骤 2)。

3 基于小波神经网络权重分配模型的 MADM 方法

本文提出的新的多属性决策方法, 其实质是将基于小波神经网络的权重分配模型与传统模糊综合评价方法相结合。

设 $G = (B_{11}, B_{12}, \dots, B_{mn})$ 为评价指标的评价因素集, $V = (B_1, B_2, \dots, B_n)$ 为评价集, 即各子指标的评价结果的集合, 则模糊向量 $R = [r_1, r_2, \dots, r_n]$ 为评价向量, 其中 r_i 为第 i 个评价指标 u_i 的评价 B_i 的隶属度。如设 G 上的模糊子集 $A = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ 为权重, 其中 a_i 为第 i 个因素对 G 的权重, 且 $\sum_{i=1}^n a_i = 1.0$, 则指标的评语为

$$B = AR^T = \sum_{i=1}^n a_i r_i \quad (12)$$

用迭代法将该算法运用于各层的各个指标, 即可得出综合评价。我们所要改进的就是用小波神经网络代替 A , 其结构如图 1 所示。

改进的方法把方案的属性特征作为输入, 综合评价作为输出, 以前类似方案的决策作为学习实例, 这样就不必人为地去分配属性间的权重, 而交由小波神经网络来完成。通过实例的学习, 小波神经网络就象一个“黑箱”一样, 存贮了专家进行多属性决策的经验和推理机制。当要对新的方案做出评价时, 所做的只是给出一组输入即方案的属性特征, 它就会给出一个输出即评价, 以此作为评价方案优劣的标准。在专家认可之后, 该方案就成为一个新的应用实例存入实例库, 使网络具有自学习功能。

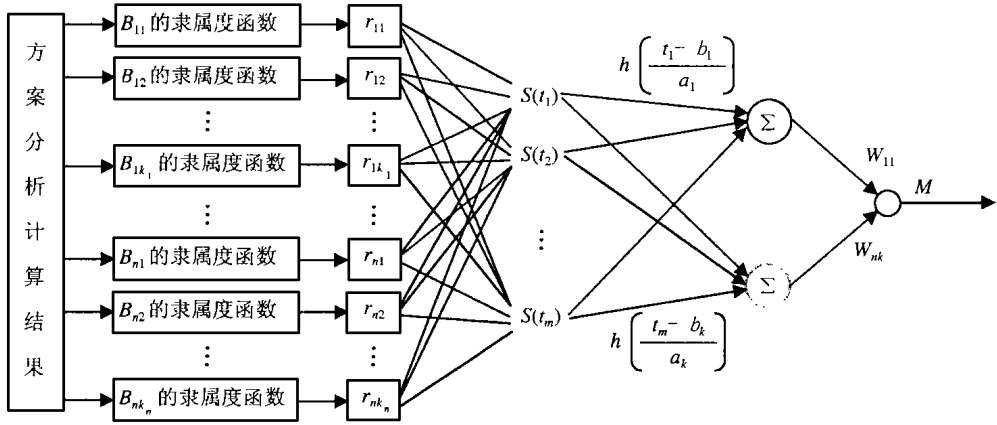


图 1 改进的评价模型

这里直接把二级指标作为输入, 整个决策评价过程只有一个网络, 使问题得到简化。如果希望得到一级指标的评价值, 可对每个一级指标建立类似的小波神经网络, 然后在这组网络之上建立输入为各一级指标评价值, 输出为整个方案综合评价的网络。

4 应用实例

质量管理中的关键问题之一是企业生产的产品质量所控制的水平。质量水平过高, 可能因生产成本过高而亏损; 质量水平过低, 可能导致滞销。现以南京某陶瓷厂为例, 介绍应用上述改进方法对强化瓷碗质量决策方案进行选择的过程。采用该企业近 8 年共 48 组数据训练网络, 每组 5 个属性特征作为输入, 输出层一个节点作为综合评价。初始权值为一随机数, 采取对权值 W , 小波基的平移因子 b_k 和伸缩因子 a_k 实行全调节优化网络。网络的系统误差限取为 0.01, 网络在学习迭代次数为 46, 实际误差为 0.009 98。学习结束后, 将学习数据再次输入网络, 实际输出与标准输出非常吻合。当选用未学习过的数据让网络处理时, 其结果也基本正确。

1999 年底决定 2000 年该企业生产强化瓷碗方案时, 销售和生 产等部门提出了 4 套方案, 即 F_1, F_2, F_3, F_4 ; 有 5 个属性, 即 J_1, J_2, J_3, J_4, J_5 。其中, J_1, J_2 和 J_3 分别为一级品、二级品和三级品总产值; J_4 和 J_5 分别为销售综合情况(分数)和收益综合情况(分数)。该问题的原始决策矩阵如表 1 所示。

根据文献[5], 规范化的决策矩阵为

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0.8333 & 1 & 0.4 \\ 0.4167 & 0.6 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0.5 & 1 \\ 0.6667 & 0.4 & 0.6667 & 0.5 & 0.8 \end{bmatrix}$$

表 1 强化瓷碗的 4 种方案数据

	J_1	J_2	J_3	J_4	J_5
F_1	30	100	10	7	7
F_2	25	80	8	3	5
F_3	18	50	20	5	10
F_4	22	70	12	5	9

假设决策者事先给出的属性的权重向量为 $W = (0.3, 0.2, 0.15, 0.15, 0.2)^T$ 。运用文献[6]给出的客观赋权法, 可求出属性的权重向量为 $W = (0.1911, 0.1824, 0.2435, 0.1849, 0.1981)^T$ 。根据多属性决策分析的加权法则, 求各决策方案的评价目标值并排序, 其结果如表 2 所示。

表 2 决策方案的排序结果

确定权重的方法	方案排序
主观赋权法	$F_4 > F_3 > F_1 > F_2$
客观赋权法	$F_1 > F_4 > F_3 > F_2$

应用改进的方法对 4 个方案进行评价, 其评价值分别为: $F_1 = 0.6112, F_2 = 0.4811, F_3 = 0.5803, F_4 = 0.6301$ 。显然, $F_4 > F_1 > F_3 > F_2$ 。

由上述计算结果可以看出, 由于确定属性权重向量的方法不同, 决策方案的排序结果将略有差别。企业利用改进的赋权法分析结果作为质量决策的依据, 并予以实施。2000 年 1 ~ 3 月强化瓷碗的生产销售情况较好, 这表明质量方案的选取是正确的。改进的方法提供了一种可以借鉴的思考方法和实现技术, 特别是在以下 3 个方面显得尤为突出。

1) 小波神经网络可通过对新的实例的学习, 增强或减弱原有的权重, 从而不断地适应新的情况。如随着生产水平及用户要求的不断变化, 产品的质量

水平也必须随之变化,这样才能适应新的要求。评价决策模型也应具有动态可变性,否则做出的评价就失去了其辅助决策的意义。小波神经网络的动态可变性恰好适应于这种需要。

2) 小波神经网络能包含位于不同类型变量空间中的变量。当两类不同性质的属性进行比较时,往往很难判断它们之间的相对重要性,更难于定量表达;对于同一属性的不同属性值,可以通过比较得出其隶属度或根据归纳的隶属度函数计算出其隶属度。网络通过实例的学习来获取知识,由于抽象性,使得小波神经网络成为一个模拟人脑思维的“黑箱”。

3) 小波神经元及整个结构的确定有可靠的理论依据,可避免BP网络等结构设计的盲目性。由于小波神经元的低相关性,使得小波网络有更快的收敛速度。

参考文献

- 1 Zhang Q, Benvenise A. Wavelet network. IEEE Trans on Neural Network, 1992, 3(6): 889 ~ 898
- 2 Delyon B, Juditsky A, Benveniste A. Accuracy analysis for wavelet approximations. IEEE Trans on Neural Network, 1995, 6(2): 332 ~ 348
- 3 丁宇新,沈雪勤. 基于能量密度的小波神经网络. 计算机学报, 1997, 20(9): 832 ~ 838
- 4 陈湛匀. 现代决策分析概论. 上海: 上海科学技术出版社, 1991
- 5 王应明. 运用无限方案多目标决策方法进行有限方案多目标决策. 控制与决策, 1993, 8(1): 25 ~ 29
- 6 樊治平. 多属性决策的一种新方法. 系统工程, 1994, 12(1): 15 ~ 17

作者简介

宋如顺 男, 1957年生。南京师范大学计算机系副教授。主要学术方向为决策支持系统和计算机网络安全控制与决策。

(上接第761页)

参考文献

- 1 赵明旺. 连续可微函数全局优化的混合遗传算法. 控制与决策, 1997, 12(5): 589 ~ 592
- 2 李敏强, 张志强, 寇纪淞. 关于杂合遗传算法的研究. 管理科学学报, 1998, 1(1): 64 ~ 68
- 3 De Jong K. Are genetic algorithms function optimizers. In: Parallel Problem Solving from Nature 2. Amsterdam: Elsevier, 1992. 3 ~ 13
- 4 Michalewicz Z. Genetic algorithms + Data structures = Evolution programs. 3rd Edition. New York: Springer, 1996
- 5 Altenberg L. The evolution of evolvability in genetic programming. In: Genetic Programming. Cambridge:

The MIT Press, 1994. 47 ~ 74

作者简介

林丹 男, 1968年生。1995年于南开大学获硕士学位, 现为天津大学数学系讲师, 在职博士生。研究方向为进化计算。

李敏强 男, 1965年生。天津大学系统工程研究所教授。研究方向为系统工程与信息系, 机器学习与人工智能, 数据库与知识发现。

寇纪淞 男, 1947年生。天津大学副校长, 教授, 博士生导师。研究方向为管理科学, 系统决策, 计算机工程, 人工智能。

(上接第764页)

- 5 A L Fradkov, A Yu Pogromsky. Introduction to control of oscillations and chaos. Singapore: World Scientific, 1999
- 6 Thomas L Vincent. Control using chaos. IEEE Control Systems, 1997, 65 ~ 76
- 7 F J Romeiras, C Grebogi, E Ott *et al.* Controlling chaotic dynamical systems. Physica D, 1992, 58: 165 ~ 192

作者简介

卢俊国 男, 1975年生。南京理工大学自控系博士生。研究方向为非线性控制理论与应用, 神经网络, 混沌控制等。

汪小帆 男, 1967年生。南京理工大学自控系副教授。研究方向为非线性控制理论与应用, 混沌控制等。

王执铨 男, 1939年生。1962年毕业于哈尔滨军事工程学院, 现为南京理工大学自控系教授, 博士生导师。目前研究方向为高精度数字伺服系统, 智能控制, 容错控制等。