

基于神经网络的智能型综合机况法及其应用

朱双东 赵建国

(抚顺石油学院自动化系, 抚顺 113001)

摘要 机器设备的评估是资产评估的重点内容之一, 其成新率的评定是评估过程中重要且关键的环节。本文对传统方法和综合机况法进行了分析, 并将神经网络技术引入综合机况法, 对该方法进行了有效的改进。

关键词 神经网络 资产评估 综合机况法 成新率 智能处理

Neural Networks Based Intelligent Synthetic Method and Its Applications

Zhu Shuangdong Zhao Jianguo

(Dept of Automation, Fushun Petroleum Institute, Fushun 113001)

Abstract The mechanism is evaluation one of the key components of asset evaluation, whose new proportion rate evaluation is the important and essential procedure during the evaluation. This paper analyses the traditional methods as well as the synthetic method which is greatly improved by drawing neural networks technology into it.

Keywords neural network; asset evaluation; synthetic method; new proportion rate; intelligent processing

1 引言

机器设备在企业资产中占有相当大的比重, 是资产评估的重点。机器设备作为评估对象, 是指具备固定资产条件的机器、设备、仪表、工具等, 它具有单位价值高、使用年限长、专业门类多等特点。由于作为评估对象的机器设备绝大多数是在用设备, 通常已经在生产经营中发挥过作用, 因此不论选用重置资本法或现行市价法^[1], 都需要考虑评估对象在新旧程度、功能等方面与新设备的差别, 或与市场上参照物之间的差异, 即需要评定出设备成新率, 这项工作是在评估过程中重要且关键的环节。

2 成新率评定的几种传统方法^[2]

- 1) 净值法。即以设备账面净值与原值之比计算成新率, 以资产净值能正确反映设备剩余功能为前提。此法操作简便, 无需对设备作技术考查, 也不考虑设备使用条件等因素, 评定结果与实际出入较大。
- 2) 年限法。它是根据该设备平均使用寿命制定的法定使用年限为依据, 扣除已使用年限, 计算被评设备的成新率。此法与净值法相似, 虽操作简便, 但与实际出入也较大。
- 3) 分类结构计算法。即化整为零评定成新率, 把整个设备分解为若干部件, 分别对每个部件进行成新率评定, 然后按权重汇总后即是设备的成新率。如果有一大批机器设备需要评估, 每台都要这样计算, 就会花费相当多的时间去询价, 去调查, 而在市场经济不发达的情况下, 困难就更大了。此法工作量大, 权重的确定很困难, 且主观成份很大。此法主要用于复杂的大型成套设备的成新率评定。

本文于 1997 年 1 月 28 日收到

4) 综合机况法。就是充分考虑机器设备的各种因素的影响,由评估人员、专业技术专家、使用该设备的技术人员共同对机器设备的机况进行勘察,掌握该设备的实际情况和一些必要的性能指标,然后评估人员根据自己的经验对设备进行新旧程度的综合评定。若只对少量设备进行人工评定,还比较容易,一旦对大量设备进行评估时,由于需要处理的信息量相当大,人工法则显得力不从心。另外,该方法在很大程度上依赖于评估者的个人经验,其结果带有很大的为主观性和非科学性。

总之,人工评估既费时又费力,且评估结果往往因人而异。资产评估在国外已专业化,我国也必然走这条路,将来的评估工作量会越来越来。故采用人工智能技术来改进评估工作提高评估效率势在必行。

3 基于神经网络的综合机况法基本原理

由于机器设备在使用一段时间后,其新旧程度除受使用年限影响外,还受机器本身制造质量、使用条件、工作环境、工作负荷、维护保养状况等众多因素影响。因此,同时投产的几台设备,新旧程度往往差别很大,这样,净值法和年限法则不能反映这种差别,分解结构算法又受到资料的限制且计算复杂,因此目前常采用综合机况法进行评估。我们即以综合机况法为例来讨论智能型成新率评定方法。机况可分为以下八级:1.全新(其成新率为100-95%,下同),2.很新(95-85%),3.完好(85-75%),4.较好(75-60%),5.一般(60-40%),6.可用(40-20%),7.很差(20-8%),8.报废(8-5%)。

我们可以将综合机况法看作数学映射问题,神经网络的重要功能之一就是可以高度逼近任意两个不同维空间的非线性映射^[4]。在综合机况法中,各单项性能指标为 m 个($m \geq 3$),评定指标为 n 个($n \geq 1$),其间存在着 m 维到 n 维的映射。若将性能指标数 m 作为神经网络的输入单元数,评定指标数 n 作为输出单元数,则在 m 维欧氏空间 R^m 中有一个有界子集 A ,存在着一个到 n 维欧氏空间 R^n 中一个有界子集 $F(A)$ 的映射,即 $F: A \subset R^m \rightarrow R^n, Y = F(x)$,对于训练集 $A = \{x, y\}$,通过学习可找到一个优化的近似映射 G ,使 $Y_j = G(x_j) (j = 1, 2, \dots, k)$ 。文献[4]已证明三层前向网络可在任意给定的精度上找到一个 G 逼近 F 。因此,在设备成新率的评定工作中就可以由知名专家组成评定委员会,对少量典型设备进行人工评定获得可信度高的权威性评价结果,以它作为教师信息训练神经网络,建立具有冗余结构的专家系统,在以后的评定中就可以将现场勘察得到的性能指标作为神经网络的输入模式,进行大数据量的综合评价。这就是基于神经网络的智能型综合机况法,它通过神经网络的自学习、自适应能力和强容错性,可建立更加接近人类思维模式的定性定量相结合的综合评价模型,通过对给定教师信息的学习,自动获取原有评价方法的评价技术,减少了各种不稳定的因素为人的影响,使评估结果的客观性与可靠性得到保证。

4 应用实例的仿真实验

本文采用基于神经网络的综合机况法,对抚顺石化公司下属各炼厂的催化裂化装置中的关键设备常规再生器^[7]进行了成新率的仿真评定。通过现场勘察及专家评定得到的20组典型数据如表1所示。智能型评价系统采用结构化模块化方法设计,由信息输入、样本学习、样本测试、误差分析、综合机况评价等五个主要模块组成,并分为两个子系统。一是训练子系统,将权威性评价结果作为教师信息使 BP 网络按给定精度学习,训练结束后信息被记忆在权矩阵中,以供评价时使用,同时给出评价结果的误差信息以供参考。二是评价子系统,以学习结果为评价标准,将待评价信息输入 BP 网络进行测试,给出评价的分类结果及误差信息,供评估人员参考。软件在 $TURBO C 2.0$ 环境下编程,在486微机上运行通过。神经网络采用三层 BP 网络,其中输入层为31个单元(某单元状态为“1”表示该项指标为“是”,状态“0”表示“非”):

U_1 为设备零部件是否齐全; U_2, U_3, U_4, U_5, U_6 分别为主要部件辅助燃烧室,旋风分离器,空气分布器,集气室,取热器是否完好; $U_7, U_8, U_9, U_{10}, U_{11}$ 分别为设备四度、三度、二度、一度磨损和无磨损(度数越高,磨损越大); U_{12} 为设备是否渗漏; U_{13} 为设备是否保温; U_{14} 为设备是否防腐; U_{15} 为基本性能是否满足生产要求; U_{16} 为运转声音是否异常; U_{17} 为生产能力是否达到要求; U_{18} 为消耗情况是否符合标准; $U_{19}, U_{20}, U_{21}, U_{22}$ 表示是否进行过大、中、小修及一般性维护; U_{23} 为操作系统是否正常; $U_{24}, U_{25}, U_{26}, U_{27}, U_{28}$ 分别表示灰斗,辅助燃烧室,集气室,斜腿,待生斜管是否堵塞; U_{29} 为翼阀是否密封; U_{30} 为分布板是否均匀

分布: U_{31} 为旋风分离器回收是否正常;

表 1 常规再生器的评定结果

| 设备代号 | 1 | 2 | 2 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 |
|----------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|----|----|----|-----|----|----|----|----|----|----|----|
| U_1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| U_2 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| U_3 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| U_4 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| U_5 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| U_6 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| U_7 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| U_8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| U_9 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 |
| U_{10} | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| U_{11} | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| U_{12} | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 |
| U_{13} | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| U_{14} | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| U_{15} | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 |
| U_{16} | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| U_{17} | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| U_{18} | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 |
| U_{19} | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| U_{20} | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| U_{21} | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| U_{22} | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| U_{22} | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| U_{24} | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| U_{25} | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| U_{26} | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| U_{27} | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | U | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| U_{28} | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| U_{29} | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| U_{30} | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| U_{31} | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| V_1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| V_2 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| V_3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| V_4 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| V_5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| V_6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| V_7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| V_8 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

输出层为 8 个单元, 分别表示评定的 8 个等级标准: V_1 (全新), V_2 (很新), V_3 (完好), V_4 (较好), V_5 (一般), V_6 (可用), V_7 (很差), V_8 (报废)。单元状态为“1”即表示属于该等级。

隐层单元个数的确定目前尚无确定的规律可循, 往往靠经验进行选取, 本例选隐层单元数为 6 个。

表2 学习结果

| 序号 | V ₁ | V ₂ | V ₂ | V ₄ | V ₅ | V ₆ | V ₇ | V ₈ |
|----|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| 1 | 0.0126 | 0.9811 | 0.0092 | 0.0023 | 0.0000 | 0.0076 | 0.0088 | 0.0071 |
| 2 | 0.0000 | 0.0085 | 0.0082 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0034 | 0.0098 | 0.9855 |
| 3 | 0.0035 | 0.0040 | 0.0037 | 0.9926 | 0.0033 | 0.0003 | 0.0071 | 0.0000 |
| 4 | 0.9828 | 0.0131 | 0.0001 | 0.0017 | 0.0055 | 0.0002 | 0.0005 | 0.0001 |
| 5 | 0.0001 | 0.0041 | 0.0030 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0050 | 0.0051 | 0.9902 |
| 6 | 0.0041 | 0.0043 | 0.0000 | 0.0061 | 0.0000 | 0.0092 | 0.9814 | 0.0124 |
| 7 | 0.0029 | 0.0045 | 0.0035 | 0.9912 | 0.0025 | 0.0003 | 0.0074 | 0.0000 |
| 8 | 0.0062 | 0.0000 | 0.0075 | 0.0088 | 0.9910 | 0.0072 | 0.0000 | 0.0001 |
| 9 | 0.0059 | 0.0007 | 0.0000 | 0.0002 | 0.0110 | 0.9895 | 0.0084 | 0.0009 |
| 10 | 0.0032 | 0.0041 | 0.0069 | 0.9898 | 0.0044 | 0.0002 | 0.0046 | 0.0000 |
| 11 | 0.0077 | 0.0000 | 0.0064 | 0.0077 | 0.9872 | 0.0084 | 0.0000 | 0.0001 |
| 12 | 0.0014 | 0.0024 | 0.0000 | 0.0002 | 0.0065 | 0.9911 | 0.0068 | 0.0027 |
| 13 | 0.0065 | 0.0000 | 0.0095 | 0.0064 | 0.9897 | 0.0058 | 0.0000 | 0.0001 |
| 14 | 0.0002 | 0.0093 | 0.9806 | 0.0069 | 0.0136 | 0.0002 | 0.0000 | 0.0124 |
| 15 | 0.0009 | 0.0027 | 0.0001 | 0.0002 | 0.0058 | 0.9897 | 0.0050 | 0.0042 |

仿真实验由表1中选用15组典型模式对(即表1中前15组模式对)作为训练集来模拟专家的评定结果使网络学习,结果如表2所示,它们与期望值十分接近。学习时,精度设定为0.0001,学习次数为2000。然后用表1中的后5组模式对作为测试集模拟评估对象来进行仿真评定,结果如表3所示,5组数据的相对误差最大为5.96%,最小为0.00%,仿真评定与专家评定完全相同,结果是令人满意的。采用神经网络很方便地实现了多项性能指标到成新率之间的非线性映射和模式分类。

表3 仿真结果

| 序号 | V ₁ | V ₂ | V ₂ | V ₄ | V ₅ | V ₆ | V ₇ | V ₈ |
|----|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| 1 | 0.0374 | 0.9596 | 0.0067 | 0.0163 | 0.0000 | 0.0041 | 0.0192 | 0.0022 |
| 2 | 0.0504 | 0.0000 | 0.0001 | 0.9404 | 0.0149 | 0.0003 | 0.0009 | 0.0000 |
| 3 | 0.0501 | 0.0000 | 0.0001 | 0.0056 | 0.9748 | 0.0019 | 0.0002 | 0.0000 |
| 4 | 0.0106 | 0.0207 | 0.9611 | 0.0179 | 0.0000 | 0.0001 | 0.0006 | 0.0003 |
| 5 | 0.0001 | 0.0079 | 0.0063 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0044 | 0.9916 | 0.0063 |

5 结束语

由上例可知,基于神经网络的综合机况法对机器设备成新率的评定结果是准确的。神经网络可以学习并推广专家评定的经验,一旦通过学习确定网络的各个权值后即可用来评定,计算简单,准确可靠,并可节省大量的人力、物力和财力。系统的另一优点是神经网络的强容错性,可在一定程度上综合不一致意见。另外,模型的权值是通过可信度高的教师信息训练得到的,减少了各种人为因素的主观影响。当对数量较大的设备进行成新率评定时上述优点将更加突出。本方法是作为评估专家系统的初步尝试,尚有待进一步改进,而且测试集仅有5组,数量太少,如果测试集能明显大于训练集,本方法将得到更有效的验证。

参 考 文 献

- 1 孔清华, 关晓红, 李永茂编著. 资产评估理论与评价. 北京: 中国科学技术出版社, 1993
- 2 辽河会计师事务所评估部. 关于机器设备成新率评定方法探讨. 辽宁资产评估, 1995(5)
- 3 邵良杉, 付华, 高树林. 基于人工神经网络的投资预测. 中国管理科学, 1995(4)
- 4 靳蕃等. 神经网络与神经计算机原理. 应用. 成都: 西南交通大学出版社, 1991
- 5 Alexander I and Morton H. An Introduction to Neural Computing. Chapman and all, 1990
- 6 Daghoff J E. Neural Network Architectures: an Introduction, Van Nostr and Reinhold, 1990
- 8 李淑培主编. 石油加工工艺学. 北京: 中国石化出版社, 1991
- 9 Zhu Shuangdong, Zhao Jianguo. Intelligent Multitarget Synthetic Evaluation Based Neural Networks and Its Applications. IEEE First International Conference on Intelligent Processing Systems (IEEE ICIPS'97), 1997

(上接第 32 页)

当 $\lambda < -12.135r + 4.21$ 时, 问题的最优解, 风险值为:

$$W^* = \left[9.6109 \frac{\lambda}{0.12 - r} + 207.042, 0, 0, 7.1541 \frac{\lambda}{0.12 - r} + 153.52 \right]$$

$$\sigma_p^{*2} = 0.7732 \left(\frac{\lambda}{0.12 - r} \right)^2 + 33.366 \left(\frac{\lambda}{0.12 - r} \right) + 360.05$$

不允许卖空时, 问题的有效边界为:

$$\sigma_p^2 = \begin{cases} 425.643R_p^{*2} - 77.724R_p^* + 3.551; & \text{当 } 0 < \lambda < -12.135r + 4.21 \text{ 时,} \\ 0.071R_p^{*2} - 0.0058R_p^* + 0.0027; & \text{当 } -12.135r + 4.21 < \lambda < -73.31r + 25.66 \text{ 时,} \\ 19.184R_p^{*2} - 9.012R_p^* + 1.0637; & \text{当 } -73.31r + 25.66 < \lambda < -678.179r + 237.36 \text{ 时,} \\ 0.142R_p^{*2} - 0.0365R_p^* + 0.0075; & \text{当 } -678.179r + 237.36 < \lambda < + \infty \text{ 时} \end{cases}$$

参 考 文 献

- 1 William F. Sharpe, Portfolio Theory and Capital Markets, 1970, McGraw-Hill Inc.
- 2 Markowitz H. Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments John Wiley & Sons, New York 1959
- 3 Alexander G J. Short Selling and Efficient Sets Journal of Finance, 1993, (4): 1497~ 1506
- 4 唐小我, 曹长修. 组合证券投资有效边界的有研究. 预测, 1993, (4): 52~ 55
- 5 王竹, 唐小我, 曹长修. 加权行和指标下组合证券投资风险最小化迭代算法. 系统工程, 1994(9)
- 6 于维生. 组合证券投资的有效边界. 数理统计与管理. 1996, 15
- 7 盛昭瀚, 曹忻. 最优化方法基本教程. 南京: 东南大学出版社, 1992