

基于 Hamming 神经网络的通信网可靠性指标评价模型^{*}

Evaluation Model of Reliability Index on Communication Network based on Hamming Neural Networks

周中定 孙青华 梁雄健

(北京邮电大学190信箱 北京100876)

Abstract On synthetic evaluation of multiobjective, how to calculate indexes' weight is a key problem. As a neural network has neuro-computing, parallel distributed processing and self-adaptive learning characters, and can implement non-linear mapping, making use of neural networks to evaluate indexes system of reliability on communication networks is very effective and convenient. Using Hamming neural network to evaluate reliability indexes of communication networks, it is convenient that for a complicated topology networks to evaluate reliability by a practical application example.

Keywords Synthetic evaluation of reliability indexes on communication network, Hamming neural networks

1. 引言

目前,多目标综合评价方法中计算各评价指标权重的方法根据计算权重系数时原始数据的来源不同可以分为两大类:一类是主观赋权法,其原始数据主要根据评价者主观上对各指标的重视程度来决定权重的方法,如古林法、AHP法、专家调查法等。目前,对于主观赋权法的研究比较成熟,该类方法的优点是专家可以根据实际问题,较为合理地确定各指标之间的排序,也就是说尽管主观赋权法不能准确确定各指标的权重,但在通常情况下可以在一定程度上有效地确定各指标按重要程度给定的权重的大小顺序,同时解释性好。它的主要缺点是主观随意性大,而且这一点并未因采取诸如增加专家数量、仔细挑选专家等措施而得到根本的改善,因而,在某些个别情况下应用单一的一种主观赋权法得到的权重结果可能会与实际存在较大差异。另一类是客观赋权法,其原始信息来源于客观环境,它根据各指标的联系程度或指标所提供的信息量来决定指标的权重,如均方差法、主成分分析法、熵值法、代表计数法、组合赋权法等。由于客观赋权法的原始数据来源于评价矩阵的实际数据,使权重具有绝对的客观性。客观赋权法确定的值在大多数情况下精度较高,但有时会与实际情况相悖,也就是最重要的指标不一定具有最大的权重,最不重要的指标可能具有最大的权重,而且解释性差,对所得结果难以给出明确的解释。

通信网络的可靠性是与网络设备、链路和网络拓扑结构有关,所以,通信网络的可靠性研究主要是基于网络设备、链路和网络拓扑结构。由于网络的链路和网络拓扑结构非常复杂,网络节点设备的故障与可靠性原因也是复杂的,因此基于网络链路和网络节点与拓扑结构,特别是对复杂拓扑的网络来分析通信网络的可靠性是困难的。一个复杂的网络的可靠性是不能够绝对由一个指标来表达或评价的,因此通常需要考虑许多的影响通信网络可靠性的因素与指标,这些因素与指标相互影响,从而构成了多目标综合评价的指标体系。目前,通信网络可靠性的研究主要都是基于网络可靠性的分析

与设计^[1],而对通信网络可靠性指标评价方法的研究很少。文[2~5]分别利用物元分析法^[2]、运行统计法^[3]、熵权双基点法^[4]、模糊综合评价理论^[5]等对通信网络的可靠性指标体系进行了评价。文[6~10]分别对电信网可靠性及突发故障管理^[6]、通信网可靠性管理框架^[7]、通信网可靠性管理^[8]、通信网可靠性定义^[9]、通信网可靠性的研究方法^[10]进行了研究与探讨。文[11]对计算机通信网络的性能进行了评价,文[12]利用概率表达式对网络的可靠性进行评价,文[13]提出了一个电信网可靠性的评估模型,文[14]对通信网络服务有效性进行了研究,文[15]利用时延对网络的可靠性进行评价。这些评价方法是从某一方面性能或指标对网络可靠性进行研究和评价,各有特点。本文主要利用 Hamming 神经网络对多目标的通信网络可靠性指标进行综合评价。

由于神经网络具有神经计算、并行分布处理和自适应学习等特点,而且能够实现非线性映射,因而使神经网络在多目标综合评价中指标权重更精确而得到广泛的应用。鉴于人工神经网络具有自组织、自适应和自学习,以及具有非线性、非局域性、非常定性和非凸性等特点^[16,17],本文将采用 Hamming 神经网络来确定各指标的权重,讨论如何利用 Hamming 神经网络去评价通信网络可靠性指标体系,利用 Hamming 神经网络对本地电话网的可靠性评价指标集^[4]{全网接通率、出中继可用率、用户关于设备质量申告率、传输设备月平均故障率、交换设备平均每百门故障率}进行综合评价,同时对5个不同的本地电话网的可靠性评价集进行最优的最小误差分类,从而对5个本地电话网的可靠性指标集进行优序排列。

2. 基于 Hamming 神经网络的通信网络可靠性指标评价模型

一个复杂的网络的可靠性是不能够绝对由一个指标来表达或评价的,因此通常需要考虑许多的影响通信网络可靠性的因素指标,对于不同的通信网络需要定义不同的指标集,例如:对于本地电话网的可靠性评价指标集定义为有5个与网络

^{*}国家自然科学基金资助项目(NO. 79870069)。周中定 博士研究生,研究方向为通信网络与优化、数据挖掘、神经网络、信息管理与信息系统等。孙青华 博士后研究生,研究方向为通信网络与优化、数据挖掘、神经网络、信息管理与信息系统等。梁雄健 教授,博士生导师,研究方向为通信网络与优化、数据挖掘、神经网络、电信网络管理、电子商务、信息管理与信息系统等。

可靠性有关的指标集合^[4]，{全网接通率、出中继可用率、用户关于设备质量申告率、传输设备月平均故障率、交换设备平均每百门故障率}，这5个与网络可靠性有关的指标就构成了评价集，我们称它为本地电话网络可靠性指标评价集。本文是对 n 个本地网可靠性指标集优劣程度进行评价与排序，当然，这一种评价方法也同样适用于其它的通信网络的性能评价，例如长途电话网络、IP 网络、移动通信网络、计算机局域网等，这在通信网络优化和管理中是具有现实意义的。

由于多目标评价集中各个指标没有统一的量纲，因而不能够直接进行比较，如果直接使用原评价指标矩阵中的特征值，往往不便于分析与比较，因而，在进行综合评价前，应先将评价指标的特征值统一进行规范化处理，即对其进行无量纲化，当然，由于评价指标的类型有效益型指标、成本型指标、固定型指标、区间型指标等，其特征值无量纲化的方法也不同，其无量纲化方法本文不作讨论。

在基于神经网络的综合评价模型中，BP 神经网络是选择最多的一种，这是由于 BP 神经网络结构简单，使用方便的原因。由于 BP 神经网络常采用的连接权值的 BP 算法是一种梯度下降的算法，它存在收敛速度慢、可能陷入局部极小的缺点，因此，选择 Hamming 神经网络来实现可靠性指标集的综合评价。

2.1 Hamming 神经网络模型

Hamming 神经网络的结构如图1所示。

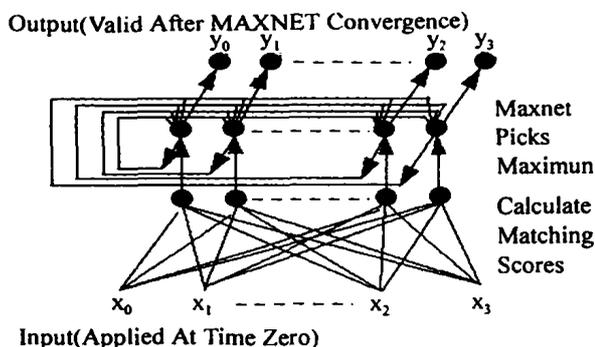


图1 Hamming 神经网络结构图

Hamming 神经网络是两层、全连接、前向神经网络模型。在通信网络可靠性指标综合评价中，第一层用来计算输入模式与该网络已经学习过的各样本之间匹配程度，第二层用来挑选出与输入模式相匹配的样本。即它接收从第一层网络传递的未知模式与已存各样本的匹配程度，然后经过多次迭代运算就可以求出与输入模式相匹配的样本。

设输入为 m 维双极性向量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ ，首先，Hamming 神经网络存储标准模式向量 $\bar{a}_i = (a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{im})$ ， $i = 1, 2, \dots, n$ ， n 为网络容量。第一层的功能是计算输入样本 $\bar{b} = (b_1, b_2, \dots, b_m)$ 与每个 \bar{a}_i 的 Hamming 距离，即：

$$HD(\bar{b}, \bar{a}_i) = \frac{n - \bar{b} \cdot \bar{a}_i}{2}$$

第二层按 Hamming 距离最小的准则得到与 \bar{b} 最匹配的模式 \bar{a}_i ，即 $y_i = \bar{b}^T \cdot \bar{a}_i$ 最大，第二层按下式经迭代得到的分类结果：

$$y_i(t+1) = f(1 + \epsilon)y_i(t) - \epsilon \sum_{j=1}^n y_j(t)$$

由于通信网络可靠性指标的无量纲化数据都不是双极性值，因此不能够直接用 Hamming 神经网络。为使 Hamming 神

经网络能够用于通信网络可靠性指标综合评价，将 Hamming 神经网络中的 Hamming 距离改为欧氏距离。

2.2 Hamming 神经网络学习算法

设网络规模为 m, n ，训练次数为 T ，学习因子 α 是动态的，取为算法训练次数 t 的倒数，即 $\alpha = 1/t$ 。学习算法如下：

Step 1 连接权值与阈值初始化

1) 对第一层的权与阈值赋值

$$\omega_{ij} = \frac{x_j^i}{2}, \theta_j = \frac{m}{2} \text{ and } 0 \leq i \leq m-1, 0 \leq j \leq n-1.$$

其中， m 是输入向量的维数， n 是存储标准模式的个数。 ω_{ij} 是第 i 个输入向量至第 j 个节点之间的连接权。 x_j^i 是第 j 个存储标准模式的第 i 元素的值， θ_j 是第 j 节点。

2) 按下式对第二层网络的权赋值

$$t_{kl} = \begin{cases} 1, & \text{当 } k=l \\ -\epsilon, & \text{当 } k \neq l, \epsilon < \frac{1}{n} \end{cases}$$

其中， $0 \leq k, l \leq n-1$ ， t_{kl} 是第二层网络中第 k 节点到第 l 节点之间的连接权，其阈值为 0。

Step 2 训练与分类

1) 对于训练样本集中的每个样本 (\bar{a}_i, c_i) ，计算：

$$y_j = \bar{a}_i^T \cdot \bar{w}_j, \quad j = 1, 2, \dots, c$$

其中 (\bar{a}_i, c_i) 表示训练样本 \bar{a}_i 属于第 c_i 类模式。不妨设模式总类数为 c 。

2) 在第二层中求出 $y_i = \max_{j=1,2,\dots,c} (y_j)$

3) 利用 c_i 判断网络分类是否正确，若对该样本可正确分类，则权值为：

$$\bar{w}_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{im})$$

权值由下式修正：

$$\bar{w}_i = \bar{w}_i + \alpha(t) \cdot (\bar{a}_i - \bar{w}_i)$$

若分类不正确，设 \bar{a}_i 属于 l 模式，则 \bar{w}_i 和 \bar{w}_l 的修正公式如下：

$$\bar{w}_i = \bar{w}_i + \alpha(t) \cdot (\bar{a}_i - \bar{w}_i)$$

$$\bar{w}_l = \bar{w}_l + \alpha(t) \cdot (\bar{a}_i - \bar{w}_l)$$

Step 3 对所有样本执行 Step 2，然后训练次数加 1。

Step 4 判断训练次数是否达到 T ，没有达到则转到 Step 2。

值得注意的是尽管利用 Hamming 神经网络可以实现最优的最小误差分类，但由于它的识别能力取决于识别目标的编码方式。通常利用识别目标主要利用 BCD 码来表示，但这种编码对识别能力的影响很大，识别效果并不理想，主要因为这种编码方式没有容错性。象 1 与 7、3、8 与 9 等数字很容易混淆，而这种编码方式对这种情况没有区别对待。因此我们采用以下最优编码方式^[16]：

假定 $p_i (i=0, 1, 2, \dots, 9)$ 表示数字 i 的使用概率， $e_{ij} (i, j=0, 1, \dots, 9)$ 表示 BCD 码数字的识别率，即 e_{ij} 表示把数字 i 识别为 j 的概率， e_{ij} 是一个统计量，目标编码表示为：

$$u^i(i) = (u_1(i), u_2(i), \dots, u_k(i)) \in R^k$$

其中 k 是 BCD 码的长度， $i=0, 1, 2, \dots, 9$ 。

3. Hamming 神经网络评价模型基于 MATLAB 神经网络工具箱的应用

MATLAB 是一个开放式的集成环境，核心是一个基于矩阵运算的快速解释程序。它以交互式方式接受用户输入的各项指令，输出计算结果。MATLAB 神经网络工具箱是在 MATLAB 环境下开发出来的许多工具箱之一，它是以人工

神经网络理论为基础,用 MATLAB 语言构造典型神经网络的激活函数,如 S 型、线性、竞争层、饱和线性等激活函数,使设计者对所选定网络输出的计算变成对激活函数的调用。另外,根据各种典型的修正网络权值的规则,加上网络的训练过程,用 MATLAB 编写出各种网络设计与训练的子程序,网络的设计者则可以根据自己的需要去调用工具箱中有关神经网络的设计训练程序,使自己能够从烦琐的编程中解脱出来,从而提高效率和解题质量。

对于本地电话网,它的可靠性指标集包括如下指标^[4]:全网接通率、出中继可用率、用户关于设备质量申告率、传输设备月平均故障率、交换设备平均每百门故障率等5个性能指标。我们采用文[4]的基础数据,对我国 A、B、C、D、E 五市本地电话网可靠性指标集合作优序评价。

表1 5个本地电话网1995年的可靠性指标统计数据^[5]

| 序号 | 指标 | 特征值 | | | | |
|----|--------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | | A | B | C | D | E |
| 1 | 全网接通率 | 0.572 | 0.612 | 0.678 | 0.566 | 0.586 |
| 2 | 出中继可用率 | 0.992 | 0.991 | 0.998 | 0.996 | 1 |
| 3 | 用户关于设备质量申告率 | 0.071 | 0.031 | 0.016 | 0.079 | 0.132 |
| 4 | 传输设备月平均故障率 | 0.018 | 0.022 | 0.013 | 0.029 | 0.019 |
| 5 | 交换设备平均每百台故障率 | 0.074 | 0.051 | 0.020 | 0.148 | 0.149 |

可靠性指标特征矩阵 $X_i^{(1)}$ 化为无量纲矩阵 $A_i^{(1)}$:

$$A_i^{(1)} = \begin{bmatrix} 0.4594 & 0.4923 & 0.5449 & 0.4551 & 0.4717 \\ 0.4983 & 0.4978 & 0.5014 & 0.4999 & 0.5022 \\ 0.2526 & 0.6782 & 0.8302 & 0.1698 & 0.6688 \\ 0.5724 & 0.4953 & 0.6869 & 0.3131 & 0.5491 \\ 0.5621 & 0.6982 & 0.8817 & 0.1243 & 0.1183 \end{bmatrix}$$

令神经网络输入节点 $m=5$, 输出节点 $n=1$, $\epsilon=0.14$, 以 Matlab 5.3 的神经网络工具箱的工具对神经网络训练5万次后,对训练样本的识别率达100%,利用训练好的 Hamming 神经网络,对测试样本其正确识别率达98%,识别效果相当理想。利用训练好的 Hamming 神经网络,可以得到 A、B、C、D、E 五市本地电话网可靠性指标集优序结果为:

(C, B, A, E, D)

从该结果看与文[4,5]的结果是一致的。因此该方法是有有效的、准确的。

结论 随着通信网络技术与规模的不断发展,通信网络的复杂性也越来越高,对通信网络的可靠性的管理也越来越重要。目前电信网络可靠性评价研究对电信服务提供商也显

得越来越重要,同时 ITU 也对通信网络可靠性的测度、评价和管理也引起了高度的重视。本文利用 Hamming 神经网络对具有复杂拓扑结构的本地电话网络的可靠性指标集进行评价与排序,这一种评价方法也同样适用于其它的通信网络的性能评价,例如长途电话网络、IP 网络、移动通信网络、LAN 等。评价理论方法在通信网络管理、网络规划的方案优选中是具有现实意义的,因为可以通过对不同的规划方案进行评价,选出最优的网络规划方案。通过5个本地电话网可靠性指标集实际的应用表明基于神经网络理论的评价方法是准确、有效和方便的。

参考文献

- 熊蔚明,刘有恒.关于通信网可靠性的研究进展.通信学报,1990,11(4):43~49
- 张学渊,梁雄健,丁开盛.物元分析方法在通信网可靠性评价中的应用.通信学报,1998,12:54~57
- 张学渊,梁雄健.基于运行统计的通信网可靠性的综合实用评价方法.电子学报,1999,4:43~46
- 丁开盛,梁雄健.本地电话网可靠性综合评价的熵权双基点法.电子学报,1999,10:116~118
- Zhou Zhongding, Liang Xiongjian. Fuzzy Synthesis Evaluation on Reliability of Communication Networks. Proceeding of ICM' 2001. pp376~379, Xian, China
- 梁雄健,张彬.电信网可靠性及突发故障管理.电信软科学研究,2000,10(10):5~13
- 张学渊,梁雄健.通信网可靠性管理框架.北京邮电大学学报,2000,23(1):85~89
- 梁雄健,张学渊.关于通信网可靠性管理.通信技术政策研究,2000,3:41~51
- 张学渊,梁雄健.关于通信网可靠性定义的探讨.北京邮电大学学报,1997,20(2):30~35
- 张学渊,梁雄健.关于通信网可靠性的研究方法.通信学报,1997,18(4):54~58
- Ilyas M. Performance Evaluation of Computer Communications Networks. IEEE Communications Magazine, 1985, 23(4)
- Debany W H. Network Reliability Evaluation Using Probability Expressions IEEE Trans. On Reliability, 1986, R-35(2)
- Spragins J D. Current Telecommunication Network Reliability Models: A Critical Assessment. IEEE J. on Selected Areas in Communications, 1986, SAC-4(7)
- Bonaventura V. Service Availability of Communication Networks. In: Proc. IEEE NTC'80, Houston, TX, Vol. 1, Session-15. 2, Nov. 1980
- Park Y J, Tanaka S. Reliability Evaluation of a Network with Delay. IEEE Trans. On Reliability, 1979, R-28(4)
- 沈世铨.神经网络系统理论及应用[M].北京:科学出版社,1998
- 焦李成.神经网络计算[M].西安:西安电子科技大学,1993

(上接第111页)

全网关的身份验证并协商加密方法后,使用协商成功的方法对 IP 包进行加密,并传递给安全网关,到达目的节点连接的安全网关后,该安全网关进行解密操作,并将解密后 IP 包传送给目的节点。因此,加解密操作只进行一次,这样减少了包头的长度,同时也减轻了安全网关的运算开销。加密方法和密钥的协商可以采用 GSS-API^[5]方法进行。

结束语 通过上面的讨论可以看出,本文提出的安全网关模型具有以下特点:①它工作在传输层之上,与 SSL、SOCKS V5 属于同一层次;②与网络拓扑结构无关,与网络上层应用无关;③只需一次加解密,安全网关系统开销少,包传送效率高;④具有完善的用户身份认证和权限控制机制。因

此,这种网关模型比较适合于行业用户或者集团大用户在建立跨越 Internet 的大型网络时使用。

参考文献

- 陈兵,王立松,钱红燕.网络安全与电子商务.北京大学出版社,1999.12.73~76
- 丁轶凡,吉逸,等.基于 SOCKS 的 VPN 系统的研究与实现.东南大学学报,2000.2:12~16
- NEC Systems Laboratory. SOCKS---The Border Service Enabler. 1998.9 <http://www.socks5.nec.com>
- Leech M, et al. SOCKS Protocol Version 5 (RFC1928). 1996.4
- Baize E. The Simple and Protected GSS-API Negotiation Mechanism. RFC2068, 1998.12