

# 元部件重要度分析的一种神经网络方法

A Neural Network Method for Analyzing the Units Importance of System

董振亚 戴 葵 王 蕾

(国防科技大学计算机学院 长沙410073)

**Abstract** Analyzing the unit importance of a system is valuable for reliability analysis theory and practice. This paper gives an innovative analyzing method of unit importance, which is based on multi-layered neural network model. The concept of unit importance in a neural network system failure model and its computing method are given in this paper. At the end of this paper, an example is given, and the simulation results are compared with probability importance and structural importance. The feasibility and validity of this method have been proved by the simulating results.

**Keywords** Neural network, Reliability, Reliability analysis, Failure diagnose

## 1 引言

在系统可靠性分析中,系统中各个元部件并不是同等重要的:有的元部件失效就会引起系统失效,有的则不然。一般认为,一个元部件或系统某一最小割集对系统的贡献度称之为重要度,它是系统结构、元部件的寿命分布及时间的函数。重要度分析在改进系统设计,确定系统需要监测的部位,制定系统故障诊断时的核对清单等工程设计中具有非常重要的作用。设计中往往要按重要度将元部件排序,对其中的关键元部件进行特别处理。

由于设计的对象不同,要求不同,重要度往往有不同的含义。经典理论中,主要有概率重要度和结构重要度两个概念。概率重要度是从概率分析的角度分析元部件失效概率的变化引起系统失效概率变化的程度;而结构重要度与元部件在系统结构中所处的位置有关,显然这两种经典方法在实际应用中都有一定的局限性。

神经网络信息处理方法具有高度的并行性、良好的容错性、自组织、自学习等特点,它在系统可靠性数据处理与分析、可靠性增长预测、故障诊断等方面显示了其独特的信息处理能力。这里希望将神经网络信息处理方法应用于元部件重要度分析中,就是希望能够在系统结构不明,外部环境复杂的情况下,用神经元间的连接权值反映系统结构信息,实现从部件性能到系统性能的建模,最后由系统的总体性能求解各元部件对系统的贡献度,也即求解系统各个元部件的重要度。

本文将首先回顾经典的概率重要度和结构重要度分析方法中的基本概念,然后给出一种基于反向传播(BP)神经网络分析系统中各个元部件重要度的方法,并以一个三开关网络的元部件重要度分析为实例,验证神经网络在元部件重要度分析中的可行性和有效性。

## 2 神经网络重要度分析方法

### 2.1 重要度分析经典方法的基本概念

在可靠性分析理论中,主要有概率重要度和结构重要度两种元部件重要度分析方法。元部件  $i$  的概率重要度  $\Delta g_i(t)$

定义为:

$$\Delta g_i(t) \stackrel{\text{def}}{=} \frac{\partial g[F(t)]}{\partial F_i(t)} = \frac{\partial F_i(t)}{\partial F_i(t)} \quad (1)$$

其中:  $F_i(t)$  表示系统的失效率,  $F_i(t)$  表示第  $i$  个元部件的失效率。

由式(1)可看出,概率重要度的物理意义是:第  $i$  个元部件失效概率的变化所引起系统失效概率变化的程度。

结构重要度  $I_i^*$  定义为:

$$I_i^* \stackrel{\text{def}}{=} \frac{n_i^*}{2^{n-1}} \quad (2)$$

$$n_i^* = \sum_{\bar{X}} [\varphi(1, \bar{X}) - \varphi(0, \bar{X})] \quad (3)$$

其中:  $\varphi(\bar{X})$  为系统的结构函数,  $\bar{X}$  是底事件(元部件性能)描述向量。  $\varphi(1, \bar{X})$  的含义是第  $i$  个元部件发生故障时,使系统发生故障的其他元部件状态(0或者1)的组合数。

$I_i^*$  被称为结构重要度,它和顶事件之间的概率关系仅仅取决于第  $i$  个元部件在系统结构的位置。 $I_i^*$  可以作为第  $i$  个元部件对系统故障贡献的大小的量度。

### 2.2 神经网络求解元部件重要度的方法

这里采用神经网络中的多层神经网络(网络结构如图1所示)对系统的失效进行建模。神经网络的输入结点和系统中的每个元部件的状态相对应,输出结点表示系统的状态。利用反向传播(BP)学习算法<sup>[23]</sup>训练该神经网络模型建立系统失效模型,首先必须建立训练样本集。设训练样本集合为:

$$S = \{(I^j, o^j) | j=1, 2, \dots, N\} \quad (4)$$

$I^j$  表示第  $j$  个训练样本的输入模式:

$$I^j = \{(I_1^j, I_2^j, \dots, I_n^j) | I_i^j \in [0, 1]\} \quad (5)$$

其中:  $I_i^j$  表示在第  $j$  个训练样本的输入模式中元部件  $i$  的状态。这里可以用1表示元部件失效,0表示元部件工作正常,当然也可以用  $[0, 1]$  之间的任何数表示该元部件失效的概率。

在第  $j$  个训练样本中,和每个输入模式相对应的输出  $o^j$  表示当系统各个元部件状态处于  $I^j$  时系统的状态。  $o^j \in [0, 1]$ 。同样也可以用1表示系统失效,0表示系统工作正常,也可以用  $[0, 1]$  之间的任何数表示该系统失效的概率。

上述训练样本集合中的输入/输出样本对可以通过理论

董振亚 硕士研究生,主要研究方向为可靠性分析。戴 葵 博士,副教授,主要研究领域有:先进计算机体系结构、微处理器设计技术和神经网络。王 蕾 硕士研究生,主要研究方向为微处理器设计技术。

分析或模型分析方法来建立,也可以通过实际测试方法来建立。一旦建立了训练样本集合,就可以通过有效的BP学习算法训练该多层神经网络,学习过程收敛,就可以认为建立了一种神经网络系统失效模型。

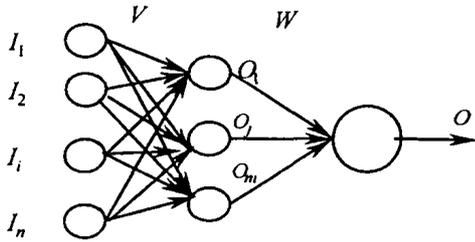


图1 多层神经网络模型

为了根据前面得到的神经网络系统失效模型得到各个元部件的重要度,考虑如图中的多层神经网络模型。这里假设: $I_i$ 表示输入层第*i*个输入, $O_j$ 表示第二层(隐含层)第*j*个输出, $O$ 为神经网络输出结点的输出, $v_{ij}$ 表示输入层第*i*个结点和隐含层第*j*个结点的连接权值, $w_{ij}$ 表示隐含层第*i*个结点和网络输出结点的连接权值, $net_{out}$ 表示网络输出结点的所有输入的加权累加和, $net_{hid}$ 表示神经网络隐含层结点的所有输入的加权累加和。且有:

$$O_j = \frac{1}{1 + \exp^{-net_{hid}}} \quad net_{hid} = \sum_{i=1}^n v_{ij} I_i$$

$$O = \frac{1}{1 + \exp^{-net_{out}}} \quad net_{out} = \sum_{j=1}^m w_{oj} O_j$$

在该神经网络系统失效模型中,定义第*i*个输入结点的重要度  $Imp_i$  为:

$$Imp_i = \frac{dO}{dI_i} \quad (6)$$

所以,根据式(6)有:

$$\frac{dO}{dI_i} = \frac{dO}{dnet_{out}} \times \frac{dnet_{out}}{dI_i} = O \times (1-O) \times \frac{dnet_{out}}{dI_i}$$

又因为:

$$\begin{aligned} \frac{dnet_{out}}{dI_i} &= \sum_{j=1}^m \frac{dnet_{out}}{dO_j} \times \frac{dO_j}{dI_i} = \sum_{j=1}^m W_{oj} \times \frac{dO_j}{dI_i} \\ &= \sum_{j=1}^m W_{oj} \times \frac{dO_j}{dnet_{hid}} \times \frac{dnet_{hid}}{dI_i} = \sum_{j=1}^m W_{oj} \times V_{ij} \times O_j \times (1-O_j) \end{aligned}$$

所以有:

$$Imp_i = O \times (1-O) \times \sum_{j=1}^m W_{oj} \times V_{ij} \times O_j \times (1-O_j) \quad (7)$$

由式(7)还可以看出,在神经网络系统失效模型中,元部件的重要度不仅和系统失效模型的知识(连接权值)有关,还和当前系统各个元部件的当前状态有关,显然它体现了系统失效的动态过程。

### 3 实例模拟结果

假设有如图2所示的系统,图中  $X_i (i=1,2,3,4)$  分别表示四个元部件失效事件。

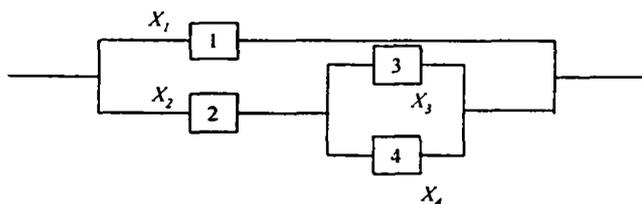


图2 实例系统结构图

这里首先根据经典理论分析各元部件故障事件的重要度。由图2可以画出该系统的故障树(如图3所示)。顶事件(系统失效)的故障率  $F_s(t)$  为:

$$F_s(t) = 1 - [1 - F_1(t)] \{1 - F_2(t) [1 - (1 - F_3(t))(1 - F_4(t))]\} \quad (8)$$

其中: $F_i(t) (i=1,2,3,4)$  为元部件*i*的故障率。

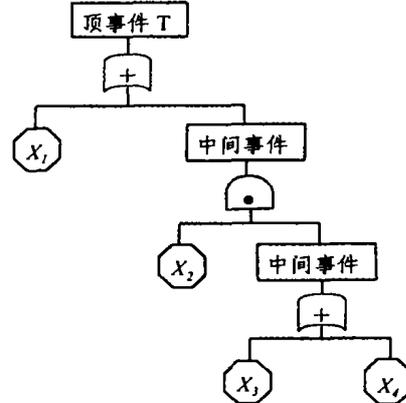


图3 系统相应的故障树

再由式(1),可得各元部件的概率重要度分别为:

$$\begin{aligned} \Delta g_1 &= 1 - F_2(t) [1 - (1 - F_3(t))(1 - F_4(t))] \\ \Delta g_2 &= [1 - F_1(t)] [1 - (1 - F_3(t))(1 - F_4(t))] \\ \Delta g_3 &= [1 - F_1(t)] F_2(t) [1 - F_4(t)] \\ \Delta g_4 &= [1 - F_1(t)] F_2(t) [1 - F_3(t)] \end{aligned} \quad (9)$$

根据式(2),可得各元部件的结构重要度为:

$$\begin{aligned} I_1^* &= (8-3)/8 = 5/8, I_2^* = (7-4)/8 = 3/8, \\ I_3^* &= (6-5)/8 = 1/8, I_4^* = 1/8 \end{aligned}$$

在相应于该系统的神经网络失效模型中,输入层有4个结点(分别表示元部件失效率),输出层有1个结点(表示系统的失效率),设隐含层有4个结点,隐含层和输出层结点采用 Sigmoid 函数。假设简单选取该神经网络输入结点16种0(无失效)、1(失效)状态组合,以及相应的系统状态作为训练样本(如表1所示)。

表1 训练样本集合

输入结点1	输入结点2	输入结点3	输入结点4	输出结点
0	0	0	0	0
0	0	0	1	0
0	0	1	0	0
0	0	1	1	1
0	1	0	0	1
0	1	0	1	1
0	1	1	0	1
0	1	1	1	1
1	0	0	0	1
1	0	0	1	1
1	0	1	0	1
1	0	1	1	1
1	1	0	0	1
1	1	0	1	1
1	1	1	0	1
1	1	1	1	1

利用该训练样本集合对该神经网络系统失效模型进行训练,训练结束,就可以认为已经获得了系统的失效模型。

现假设当前各个元部件的失效率分别为:0.0.1、0.2、0.6、0.4、0.4,由前面的式(7)、式(9)、元部件结构重要度,可求得各种方法求出的元部件重要度如表2所示。

表2 不同方法求出的各元部件重要度

	元部件1	元部件2	元部件3	元部件4
概率重要度(归一化后)	0.405	0.472	0.041	0.082
结构重要度(归一化后)	0.500	0.300	0.100	0.100
神经网络重要度(归一化前)	0.103383	0.071073	0.034594	0.034625
神经网络重要度(归一化后)	0.424	0.292	0.142	0.142

上述测试结果也可表示为如图4所示的结果。

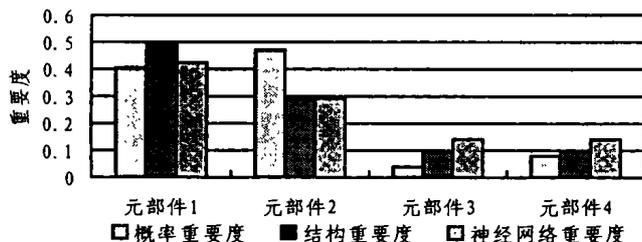


图4 测试结果比较

从图4可以看出,神经网络的重要度和概率重要度、结构重要度顺序基本相同,同时所求得的重要度的大小基本一致,说明利用神经网络方法求解系统元部件重要度的方法是可行的,而且符合系统可靠性分析中元部件按重要性排序的思想。

**讨论** 本文基于多层神经网络模型给出了一种利用神经

网络方法求解系统元部件重要度的方法,给出了在神经网络系统失效模型中重要度的计算方法,实例模拟结果说明了这种方法的有效性,和概率重要度、结构重要度具有非常相近的计算结果。我们认为:这种方法较好地将概率重要度和结构重要度的计算方法有机地结合在一起,而且具有非常强的自适应能力,它可以在系统结构不明确或环境知识模糊的情况下求解系统中元部件的重要度,具有重要的理论意义和实用价值。

需要指出的是,这种方法的关键点是神经网络训练样本的组织,由前面的实验模拟可以看出,在训练样本集的组织过程中,如果加入失效率分析的理论分析结果,该模型的求解结果的准确性将会进一步提高。

### 参考文献

- 1 胡守仁,余少波,戴葵.神经网络导论.国防科技大学出版社,1993
- 2 陆廷孝,郑鹏周,等.可靠性设计与分析.国防工业出版社

## 2002机器感知与虚拟现实全国学术会议

### 征文通知

经中国人工智能学会批准,拟定于2002年11月中旬在苏州大学举办由中国人工智能学会机器感知与虚拟现实专业委员会主办、苏州大学承办、视觉与听觉信息处理国家重点实验室协办的“2002机器感知与虚拟现实全国学术会议”。会议录用论文将在《计算机科学》杂志上发表,欢迎投稿。

一 应征论文应未在其他期刊或学术会议上正式发表过,特别欢迎有创见和应用前景的论文;

二 征文内容包括:

计算机视觉;图像处理与模式识别;计算机听觉;语音处理;多传感器技术;虚拟现实的基础理论;计算机图形学;可视化技术;计算机辅助设计;其它相关研究

三 重要日期

**征文截止日期:**2002年8月1日;**录用日期:**2002年8月30日。

三 投稿说明

(1)提供中、英文论文名称,关键词,摘要,作者(所有作者),单位。

(2)投稿方式:WORD文档,通过电子邮件 [lfzh@suda.edu.cn](mailto:lfzh@suda.edu.cn) 投稿。也可邮寄至江苏省苏州市苏州大学计算机工程系李凡长教授收。稿件格式要求:(1)采用A4幅面,单面、不分栏,5号字,激光打印,篇幅一般为4页,最多不超过6页;(2)来稿请另页写明论文题目、作者姓名、单位名称、通讯地址、电话号码、E-mail地址、论文所属领域。

联系电话:(1)办公室:0512-5113205(石明芳,王根荣)

(2)联系人:李凡长 0512-5112737 13962116494

详情请见:<http://mpvr2002.cis.pku.edu.cn>

2002机器感知与虚拟现实全国学术会议组委会