

模糊神经网络在电子器件微波易损性评估中的应用*

韩 峰^{1,2}, 王建国², 焦李成¹

(1. 西安电子科技大学 雷达信号处理国家重点实验室, 陕西 西安 710071; 2. 西北核技术研究所, 陕西 西安 710024)

摘 要: 应用模糊神经网络预测了电子器件失效阈值随高功率微波参数的变化关系。结合电子器件实验数据较少的情况, 提出用可能性理论估计器件失效可能性分布的评估方法; 结合模糊神经网络的学习预测能力, 得到电子器件失效的可能性分布; 并将可能性分布和用信息扩散估计方法得到的概率分布进行了比较, 前者能够更好地利用实验数据估计器件失效的可能性。

关键词: 模糊神经网络; 高功率微波; 可能性理论; 易损性评估

中图分类号: TN015 **文献标识码:** A

随着国内高功率微波 (HPM) 技术的发展, 电子系统的 HPM 效应研究日益受到重视。电子系统是由一系列电子器件构成的, 因此, 要研究电子系统的 HPM 效应, 就必须对电子器件的 HPM 效应进行研究。在这方面的实验与理论研究工作中, 根据实验与理论研究中获得的数据, 建立 HPM 效应评估方法是一项重要的研究工作。电子器件的 HPM 效应评估实际上是对电子器件的 HPM 易损性进行评估。器件的 HPM 易损性评估就是要确定器件抵抗 HPM 环境的能力随 HPM 环境参数变化的函数关系以及器件的失效概率分布。通常, 这种易损性评估以两种形式给出, 一种是器件的失效概率随 HPM 通量变化的概率分布曲线; 另一种是器件失效阈值与某一 HPM 参数的变化关系曲线。考虑到 HPM 与电子器件相互作用过程中存在大量的不确定性以及同一批次相同型号的电子器件之间存在一定的性能差异, 从 20 世纪 70 年代末开始, 国外研究人员建立了一些以概率统计方法为基础的电子系统和器件 HPM 效应评估方法^[1~3], 国内在 20 世纪 90 年代也有学者提出了基于概率统计理论的评估技术^[4]。这些方法认为 HPM 与电子器件相互作用的过程中存在的不确定性以及相同型号的电子器件之间存在的性能差异是一种随机不确定性, 使用随机变量来描述。随着对不确定性认识的深入和模糊数学的发展, 人们逐渐认识到不确定性并不都是随机不确定性, 模糊不确定性是一种更广泛的不确定性。基于这种认识, 文献[5]提出基于模糊信息处理的评估方法。

本文首先介绍了一种常用的模糊神经网络, 把它应用到器件失效阈值与某一 HPM 参数的关系曲线预测上, 然后结合实际电子器件实验数据的特点, 提出了用可能性分布估计器件失效可能性的评估方法。

1 模糊神经网络

1.1 网络结构

模糊神经网络有多种模型^[7], 本文介绍一种把一阶 Sugeno 模糊推理模型网络化的模糊神经网络。设 Sugeno 模糊推理系统的输入为 $x = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$, 其中每个分量 x_k 均为模糊语言变量, 设语言变量值的集合为 $T(x_k) = \{ {}_kA_1, {}_kA_2, \dots, {}_kA_{r_k} \}$, $k = 1, 2, \dots, m$ 。其中 $A_j (j = 1, 2, \dots, r_k)$ 是第 k 个输入分量 x_k 的第 j 个语言变量值, 它是定义在 x_k 论域上的一个模糊集合, 相应的隶属函数为 $W_j(x_k)$, $k = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, r_k$ 。按照 T-S (Takagi-Sugeno) 模糊模型的模糊规则形式, 设第 l 条规则为: 如果 x_1 是 ${}_1A_1, x_2$ 是 ${}_2A_2, \dots, x_m$ 是 ${}_mA_m$, 则

$$y_l = p_{l0} + p_{l1}x_1 + p_{l2}x_2 + \dots + p_{lm}x_m。$$

图 1 为上述模糊推理模型网络化的神经网络结构。记层 l 的第 i 个节点的输出为 F_{li} 。每层功能如下:

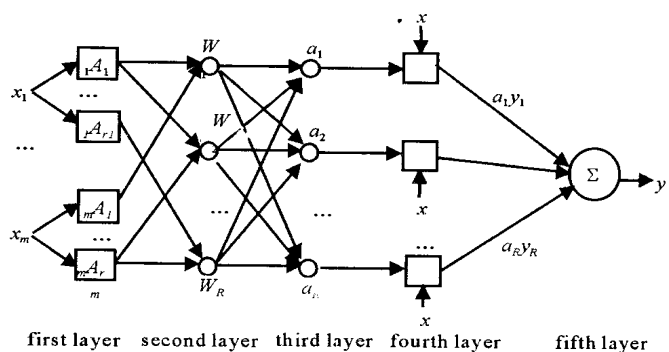


Fig. 1 Model of first-order Sugeno fuzzy system

图 1 一阶 Sugeno 模糊推理模型

* 收稿日期: 2003-06-13; 修订日期: 2003-11-21

基金项目: 国家 863 计划项目资助课题

作者简介: 韩 峰 (1975 -), 男, 硕士生, 现从事智能信息处理及微波效应研究工作; 西安市 69-12 信箱五室。

第 1 层。分别计算输入 x 的各分量 $x_k, k = 1, 2, \dots, m$ 的语言值 $A_j, j = 1, 2, \dots, r_k$ 。第 1 层共有 $\prod_{k=1}^m r_k$ 个节点,与第 k 个分量的第 j 个语言值对应的节点的输出为

$$W_j(x_k), k = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, r_k \quad (1)$$

第 2 层。每个节点的输出表示相应规则的激励强度。一般来说,本层的节点函数可以用任意 T 模范式,本文采用乘积,即

$$W_l = W_{l_1}(x_1)W_{l_2}(x_2)\dots W_{l_m}(x_m), l = 1, 2, \dots, R, l_m \in [1, 2, \dots, r_m]; F_{2l} = W_l, R = r_1 r_2 \dots r_m \quad (2)$$

第 3 层。对每条规则的激励强度进行归一化,其输出为

$$F_{3l} = a_l = \frac{W_l}{\sum_{i=1}^R W_i}, l = 1, 2, \dots, R \quad (3)$$

第 4 层。完成规则的推理。用规则的归一化激励强度修正相应结论,其输出为

$$F_{4l} = a_l y_l = a_l (p_{l_0} + p_{l_1} x_1 + p_{l_2} x_2 + \dots + p_{l_m} x_m), l = 1, 2, \dots, R \quad (3)$$

第 5 层。总输出为

$$y = F_{51} = \sum_{l=1}^R F_{4l} = \sum_{l=1}^R a_l y_l \quad (4)$$

对于上述模糊神经网络,若每个输入分量的语言变量值相应的隶属函数取为

$$W_j(x) = \exp\left[-\frac{(x - c_j^k)^2}{2(\sigma_j^k)^2}\right], \text{其中}, k = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, r_k \quad (5)$$

则在上述模糊神经网络的第 1 层中,包含 $\prod_{k=1}^m r_k$ 个非线性参数;第 4 层中,模糊规则后件取为线性函数,共包含 $R(m+1)$ 个线性参数。

1.2 学习算法

对于上述模糊神经网络的训练,可以采用前向神经网络常用的 BP(Back propagation) 算法,考虑到上述网络的特点,也可以采用最小二乘法估计线性参数,用梯度下降算法估计非线性参数的混合学习算法。本文中,对网络的训练采用混合学习算法^[7]。

一阶 T-S 模糊神经网络混合学习算法主要分为两步:第一步,固定第 1 层中包含的非线性参数,用最小二乘法估计第四层中包含的线性参数;第二步,固定第 4 层中包含的线性参数,用梯度下降法更新第 1 层中包含的非线性参数。

具体来说,设有 n 个训练样本 $(x_1^i, x_2^i, \dots, x_m^i, y^i), i = 1, 2, \dots, n$ 。首先根据经验取定第 1 层中包含的非线性参数的初值,那么,由(3)和(4)式得网络的输出为

$$y^i = \sum_{l=1}^R a_l^i y_l = \sum_{l=1}^R a_l^i (p_{l_0} + p_{l_1} x_1^i + p_{l_2} x_2^i + \dots + p_{l_m} x_m^i), i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

式中: a_l^i 是第 i 个训练样本的函数; $p_k (l = 1, 2, \dots, R; k = 0, 1, \dots, m)$ 是待求线性参数。把(6)式写为矩阵形式

$$\begin{bmatrix} a_1^1 & a_1^1 x_1^1 & a_1^1 x_2^1 & \dots & a_1^1 x_m^1 & a_2^1 & a_2^1 x_1^1 & a_2^1 x_2^1 & \dots & a_2^1 x_m^1 & \dots & a_R^1 & a_R^1 x_1^1 & a_R^1 x_2^1 & \dots & a_R^1 x_m^1 \\ a_1^2 & a_1^2 x_1^2 & a_1^2 x_2^2 & \dots & a_1^2 x_m^2 & a_2^2 & a_2^2 x_1^2 & a_2^2 x_2^2 & \dots & a_2^2 x_m^2 & \dots & a_R^2 & a_R^2 x_1^2 & a_R^2 x_2^2 & \dots & a_R^2 x_m^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_1^n & a_1^n x_1^n & a_1^n x_2^n & \dots & a_1^n x_m^n & a_2^n & a_2^n x_1^n & a_2^n x_2^n & \dots & a_2^n x_m^n & \dots & a_R^n & a_R^n x_1^n & a_R^n x_2^n & \dots & a_R^n x_m^n \end{bmatrix} P = Y \quad (7)$$

$$AP = Y \quad (8)$$

式中: $P = [p_{1_0}, p_{1_1}, \dots, p_{1_m}, p_{2_0}, p_{2_1}, \dots, p_{2_m}, \dots, p_{R_0}, p_{R_1}, \dots, p_{R_m}]^T, Y = [y^1, y^2, \dots, y^n]^T$ 。

用最小二乘法对 P 进行估计,得到

$$P = (A^T A)^{-1} A^T Y \quad (9)$$

P 是 P 的最小二乘估计。以上完成了混合算法的第一步。

把(9)式代入(8)式得到网络的预测输出

$$Y = AP \quad (10)$$

令网络训练误差为

$$E = \| Y - \hat{Y} \|_2^2 \tag{11}$$

则对第 1 层中包含的非线性参数用下面的公式更新

$$\begin{cases} (c_j^k)_{\text{new}} = (c_j^k)_{\text{old}} - \frac{\partial E}{\partial c_j^k}, & k = 1, 2, \dots, m \\ (j^k)_{\text{new}} = (j^k)_{\text{old}} - \frac{\partial E}{\partial j^k}, & j = 1, 2, \dots, r_k \end{cases} \tag{12}$$

式中： η 为学习率。

根据复合函数的求导法则，可知

$$\frac{\partial E}{\partial c_j^k} = -2 \sum_{i=1}^n (y^i - \hat{y}^i) \frac{\partial y^i}{\partial c_j^k} \tag{13}$$

$$\frac{\partial y^i}{\partial c_j^k} = \sum_{l=1}^R y_l^i \frac{\partial a_l^i}{\partial c_j^k} \tag{14}$$

$$\begin{cases} a_l^i = \sum_{q=1}^R W_{lq}^i, & l = 1, 2, \dots, R; \quad i = 1, 2, \dots, n \\ \frac{\partial a_l^i}{\partial c_j^k} = \left(\frac{\partial W_{lq}^i}{\partial c_j^k} \sum_{q=1}^R W_{lq}^i - W_{lq}^i \sum_{q=1}^R \frac{\partial W_{lq}^i}{\partial c_j^k} \right) / \left(\sum_{q=1}^R W_{lq}^i \right)^2 \end{cases} \tag{15}$$

$$\frac{\partial W_{lq}^i}{\partial c_j^k} = \begin{cases} W_{l_1 2}^i W_{l_2}^i \dots \frac{\partial W_{l_k}^i}{\partial c_j^k} \dots W_{l_m}^i, & l_k = j \\ 0, & l_k \neq j \end{cases} \tag{16}$$

$$\begin{cases} W_j^i = \text{gauss}(x_k^i, c_j^k, j^k) = \exp\left[-\frac{(x_k^i - c_j^k)^2}{2(j^k)^2}\right], & k = 1, 2, \dots, m \\ \frac{\partial W_j^i}{\partial c_j^k} = \exp\left[-\frac{(x_k^i - c_j^k)^2}{2(j^k)^2}\right] \frac{(x_k^i - c_j^k)}{(j^k)^2}, & j = 1, 2, \dots, r_k \\ \frac{\partial W_j^i}{\partial j^k} = \exp\left[-\frac{(x_k^i - c_j^k)^2}{2(j^k)^2}\right] \frac{(x_k^i - c_j^k)^2}{(j^k)^3} \end{cases} \tag{17}$$

根据 (13) ~ (17) 式可以求得 $\partial E / \partial c_j^k$ ，同理可以求得 $\partial E / \partial j^k$ 。在上面用梯度法更新第 1 层中包含的非线性参数时，对第 4 层中包含的线性参数不更新，取第一步中由 (9) 式求得的估计值。以上完成了混合算法的第二步。下面讨论上述网络在微波效应评估中的应用。

2 失效阈值与 HPM 参数关系的预测

在研究电子器件或系统的 HPM 效应时，常常希望了解器件或系统的失效阈值随某个 HPM 参数的变化关系。通过实验，可以获得大量数据，这些实验数据具有某种群体模糊性的特点^[5]。对这些数据关系的估计，传统的方法是选择一个拟合模型，然后对模型中的参数进行估计。文献[6]中也提出了用模糊神经网络来估计这些数据关系，作者首先对样本数据进行模糊聚类分析，然后采用一系列子网络对样本数据中不同类的的数据分别处理，最后由这些子网络的输出给出整个网络的输出。子网络采用的是 BP 网络，学习算法采用的是 BP 算法。从文献[6]中可知，整个网络结构较为复杂。网络结构复杂将导致网络训练次数较多，学习过程较难收敛，甚至不收敛，这是这种网络的不足之处，表 1 的数据(取自文献[6])是某系统在辐照微波脉宽变化时，实验测得的相应失效阈值。下面采用前一节中给出的模糊神经网络来预测这些数据的变化关系。

表 1 中虽然有 3 个微波参数，但实际只有脉宽一个参数发生变化。取脉宽为输入变量，失效阈值为输出变量。用表 1 中的实验数据为训练样本，对第 1 节中的模糊神经网络进行训练，网络中规则数 $R = 6$ 。对网络参数进行 100 ~ 200 次的训练，若训练算法收敛到最小值，就完成了对网络的训练。图 2 给出了网络训练完成后网络的预测输出，可以看到，网络较好地预测了训练样本，同时也很好地预测了失效阈值和脉宽的变化关系。同文献^[6]中的神经网络相比，本文中的模糊神经网络具有网络结构相对简单、网络训练次数较少的特点。需要指出的是，虽然上述例子是对失效阈值随单个 HPM 参数变化的关系进行预测，但如果有关较充分的失效阈值随多个 HPM 参数变化的实验数据，上述网络同样适用于预测失效阈值随多个 HPM 参数变化的关系。

表 1 微波脉宽和相应的失效阈值

Table 1 Failure threshold corresponding to different width of microwave pulse

No	f/ GHz	f _p / Hz	t/ ns	Y _i / (W·cm ⁻²)
1	2.856	1	20	240
2	2.856	1	30	180
3	2.856	1	40	160
4	2.856	1	50	130
5	2.856	1	60	100
6	2.856	1	70	85
7	2.856	1	80	85
8	2.856	1	90	80
9	2.856	1	100	80
10	2.856	1	110	70
11	2.856	1	120	70
12	2.856	1	130	70
13	2.856	1	140	65
14	2.856	1	150	60
15	2.856	1	160	55

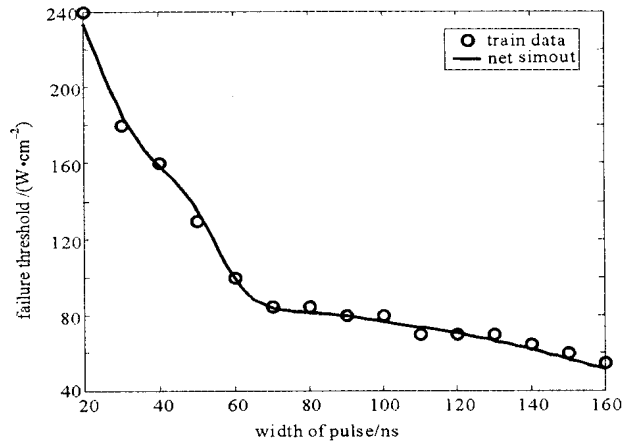


Fig. 2 Output of fuzzy neural network

图 2 网络输出

3 器件失效可能性分布的估计

3.1 现有方法的分析

表 2 给出了某器件 HPM 效应的实验数据,它们都是两点的数据,即用两个功率点上器件的失效状态描述一个器件的实验结果, P_1 是器件最大未失效功率值, P_2 是器件实验获得的最小失效功率值。例如, 1 号器件在注入功率为 91W 时,状态良好,注入功率为 129W 时,器件失效。显然,根据 1 号器件的实验数据,有理由认为在注入功率小于 91W 时, 1 号器件状态良好,在注入功率大于 129W 时器件失效。但是,由

于实验是由 91W 一下步进至 129W 的,所以,对于注入功率在 91W 至 129W 之间时的器件状态,不能得到任何信息。在表 2 中,用 0 代表芯片状态良好, 1 代表芯片损坏。

按照传统的估算方法,可以用经验概率分布函数来估计器件失效概率分布函数。例如,用表 2 中 P_2 的 8 个实验值就可以得到如图 3 的一个经验概率分布函数。

这种估计方法存在一定的不足。首先,由于实验数据较少,用这样一个经验分布函数估计器件失效的概率分布显然是很勉强的。其次,这种方法事实上做了如下的假设,即认为每个器件在注入功率到达相应的 P_2 时器件才失效。实际上,由于实验时功率是步进增加的,在注入功率(W)没有达到 P_2 时,器件可能已经失效,因此不能肯定地认为器件在注入功率(W)达到相应的 P_2 时器件才失效。这种假设将导致对器件失效阈值的过高估计,这对于器件的防护将是不利的。

文献[5]中提出的信息扩散估计方法在一定程度上克服了样本数少的问题,用这种方法对表 2 中由 8 个 P_2 组成的样本进行处理,可以得到如图 4 中所示的器件失效的概率分布曲线。信息扩散估计方法所得到的估计优于经验分布法,但也没有考虑上面提到的“可能对器件失效阈值过高估计”的问题。

3.2 可能性理论

可能性理论^[8,9]是由 L. A. Zadeh 于 1978 年提出的,它为模糊集理论建立了一个实际应用的理论框架。它的基本内容就是可能性公理。

可能性公理:设 X 是在论域 U 内取值的一个变量, F 是 U 的一个模糊子集,于是命题

$$q \triangleq X \text{ 是 } F \tag{18}$$

将导出一个与 F 对应的可能性分布 μ_x ,即

$$\mu_x = F \tag{19}$$

其特征为

表 2 某器件微波效应实验数据

Table 2 Data of microwave effects experiment

No.	P_1 / W	device state	P_2 / W	device state
1	91	0	129	1
2	78	0	98	1
3	84	0	109	1
4	88	0	91	1
5	88	0	109	1
6	93	0	135	1
7	82	0	116	1
8	75	0	104	1

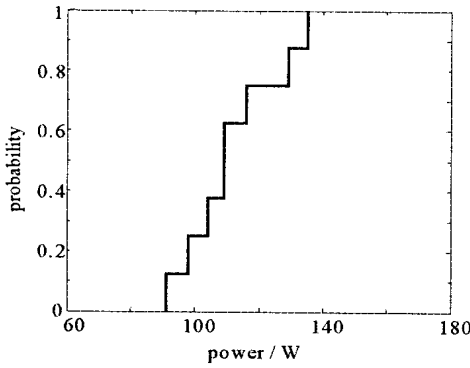


Fig. 3 Empirical distribution function

图 3 经验分布函数

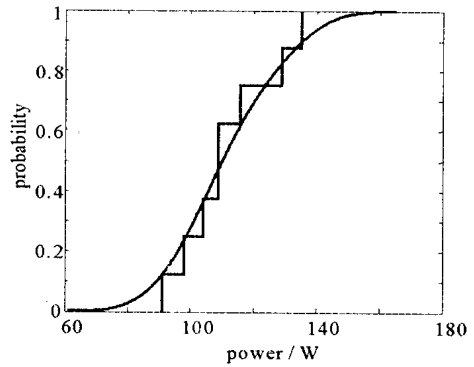


Fig. 4 Probabilistic distribution of device failure evaluated by information expansion method

图 4 用信息扩散法得到的器件失效概率分布曲线

$$\text{Poss}\{X = x\} = (x) = \mu_F(x), x \in U \tag{20}$$

式(19)称为可能性赋值方程。式(20)中的 $(x) : U \rightarrow [0, 1]$ 称为 X 的可能性分布函数, μ_F 是 F 的隶属函数。可能性分布函数与隶属函数的含义是不同的,但从数值上来看,它们又是完全一样的,这为求命题的可能性分布提供了方便。

3.3 器件失效可能性分布的估计

从 3.1 的分析可以知道,用经验分布函数估计器件失效概率分布的方法,没有充分使用实验获得的信息,它没有考虑器件在注入功率为 P_1 下的状态信息,也没有考虑到在注入功率没有达到 P_2 时器件可能已经失效这一情况。用功率域上的一个模糊集描述器件失效就可以克服这些不足。根据器件的实验数据可以给出这个器件失效的隶属函数,这个函数的形式可以根据具体情况来设定,也可以由经验得到。从实验数据来看,使器件失效的功率值最不可能是 P_1 ,最可能是 P_2 ,所以,不妨用线性函数来估计器件在 P_1 和 P_2 之间的失效可能性,如图 5 所示。

设实验进行了 n 次,那么,可得到 n 个器件失效的模糊集

$$\mu_i(x) = \begin{cases} 0, & x < x_1^i \\ \frac{x - x_1^i}{x_2^i - x_1^i}, & x_1^i \leq x \leq x_2^i, i = 1, 2, \dots, n \\ 1, & x > x_2^i \end{cases} \tag{21}$$

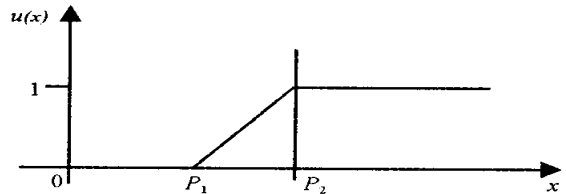


Fig. 5 Member function of device failure

图 5 某个器件失效的隶属函数

取 m 个注入功率点 P_1, P_2, \dots, P_m ,这 n 个器件在注入功率为 P_1, P_2, \dots, P_m 时的失效可能性为 $\mu_j(P_i), i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$ 。取 $\{P_i, \mu_j(P_i)\}, i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$ 为训练样本,用第 1 节中的模糊神经网络对样本进行学习,网络中规则数 $R = 6$,可以得到如图 6(A)的模糊集,按照可能性公理,它描述了这批器件的失效可能性分布。

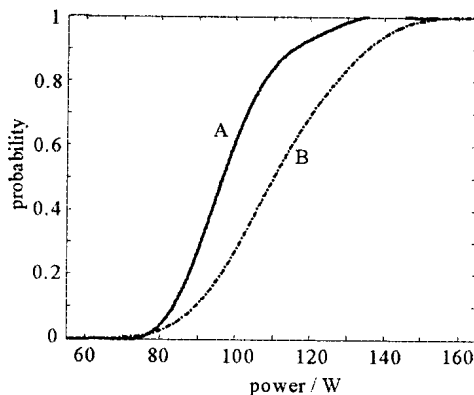


Fig. 6 Comparison between the possibilistic distribution(A) and information expansion (B) estimations

图 6 可能性分析(A)和信息扩充估计(B)两种方法的对比

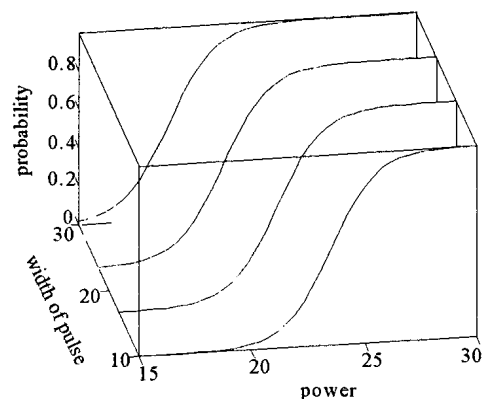


Fig. 7 Possibilistic distribution of device failure at different pulse width

图 7 不同脉宽下的器件失效可能性分布示意图

虽然可能性分布和概率分布在意义上有些不同,但在某种意义上讲可能性是概率的一种扩充,它们在一定意义上都是反映一个事件发生的可能性。图 6 把可能性分布和用信息扩散估计方法得到的概率分布进行了比较,其中,实线是可能性分布,虚线是信息扩散估计方法得到的概率分布。从图中可以看到,对于相同的失效可能性,用可能性分布估计的注入功率值小于用信息扩散法估计的注入功率值,这主要是因为估计可能性分布时,利用了器件在注入功率为 P_1 下的状态信息,也考虑了在注入功率没有达到 P_2 时器件可能已经失效这一情况。应用上述方法,可以充分利用实验数据,并能够适当扩充实验数据提供的信息。因此,我们认为在实验数据较少、可利用的数据信息不多时,用可能性分布能够更好地估计器件随注入功率增加时器件失效可能性。

以上讨论的是当 HPM 的其他参数(如频率、脉宽等)取某个固定值时,器件失效随单个参数(功率)变化的可能性分布。当实验数据较充分时,还可以考虑器件失效随多个参数变化的可能性分布。例如,若已知在多个脉冲宽度下,对器件进行上述实验,那就可以得到一系列如表 2 所示的数据表,用上述方法分别对每个表中的数据进行处理,就可以得到如图 7 所示的一系列在不同脉冲宽度下的器件失效可能性分布,对这些曲线沿功率和脉宽方向上取样,就可以得到训练网络的样本,最终训练好的模糊神经网络就能够给出器件随功率和脉宽变化时的失效可能性分布估计。

4 结 论

本文讨论了模糊神经网络在电子器件易损性评估方面的应用。利用模糊神经网络的非线性拟合能力,来解决器件失效阈值与 HPM 参数关系的拟合和预测问题,取得了较好的结果。结合实验数据的特点,以模糊信息处理的观点,提出用可能性分布来估计器件的失效可能性分布,对所得结果进行了分析,具有一定合理性。

参考文献:

- [1] Bevenssee R M, Cabayan H S, Deadrick F J et al. Probabilistic Approach to EMP Assessment[R]. UCRL-52804, 1979.
- [2] Mensing R W. Application of PRA to HEMP vulnerability analysis[R]. UCID-20553, 1985.
- [3] Mensing R W, King R J, Cabayan H S. A method for estimating the susceptibility of electronic system to HPM[R]. UCID-21430, 1988.
- [4] 王建国. 电子系统高功率微波效应的研究方法[J]. 高功率微波技术, 1994, (1): 1—13. (Wang J G. Method for research of effects of electronic systems to high power microwave. *High Power Microwave Technique*, 1994, (1): 1—13)
- [5] 徐勇, 丁武, 杜祥瑞. 电子系统 HPM 效应敏感度评估新方法[J]. 强激光与粒子束, 2002, 14(4): 568—572. (Xu Y, Ding W, Du X W. A new method for estimating the susceptibility of electronic systems to high power microwave. *High Power Laser and Particle Beams*, 2002, 14(4): 568—572)
- [6] 方进勇, 王建国, 乔登江. 模糊神经网络系统在微波效应数据处理中的应用[J]. 强激光与粒子束, 2002, 14(2): 291-294. (Fang J Y, Wang J G, Qiao D J. Applications of neural - fuzzy system to data processing of microwave effects. *High Power Laser and Particle Beams*, 2002, 14(2): 291-294)
- [7] 张智星. 神经-模糊和软计算[M]. 西安:西安交通大学出版社, 2000. (Zhang Z X. Neuro-fuzzy and soft computing. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2000)
- [8] Zadeh L A. Fuzzy sets as a base for a theory of possibility[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1978, (1): 3—28.
- [9] 黄崇福, 王家鼎. 模糊信息分析与应用[M]. 北京:北京师范大学出版社, 1992. (Huang C F, Wang J D. Analysis and application of fuzzy information. Beijing: Beijing Normal University Press, 1992)

Applications of fuzzy neural network to susceptibility assessments of electronic devices illuminated or injected by microwaves

HAN Feng^{1,2}, WANG Jian-guo², JIAO Li-cheng¹

(1. Key Laboratory for Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China;

2. Northwest Institute of Nuclear Technology, P. O. Box 69-12, Xi'an 710024, China)

Abstract: In this paper, the fuzzy neural network is applied to evaluate the failure thresholds of electronic devices as a function of the parameters of the high power microwave. Based on the characteristic of experimental data, this paper presents a method to evaluate the possibility distribution of electronic device failure applying the possibility theory. Combining the possibility theory and prediction ability of the fuzzy neural network, the possibility distribution of electronic device failure can be obtained.

Key words: Fuzzy neural network; High power microwave; Possibility theory; Susceptibility assessment