

文章编号: 1006-9941(2012)03-0355-04

基于径向基神经网络的电火工品安全电流预测方法

崔伟成, 刘林密, 孟凡磊

(海军航空工程学院 飞行器工程系, 山东 烟台 264001)

摘要: 为了预测单发电火工品的安全电流, 通过瞬态脉冲试验得到电火工品的电阻和集总热散失系数, 结合升降法得到的安全电流对集总热散失系数进行补偿, 采用径向基(RBF)神经网络预测电火工品的安全电流。结果表明: 安全电流预测值与发火验证试验结果基本一致, 为 264 mA; 预测值高的电火工品在相同的恒流脉冲下发火的概率小; 预测均值与升降法得到的整批产品的安全电流相等。

关键词: 军事化学与烟火技术; 电火工品; 径向基(RBF)神经网络; 安全电流

中图分类号: TJ55; TQ560.72; O69

文献标识码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1006-9941.2012.03.020

1 引言

安全电流是电火工品的重要性能参数, 目前是通过抽样检验测试得到的, 并不能确定单发电火工品的发火性能。瞬态脉冲法是对电火工品进行无损检测的一种方法, 能在不影响电火工品性能的前提下对电火工品的性能进行测试, 近年来人们通过试验研究热参数和电火工品发火性能之间的关系, 为单发电火工品的安全电流的预测提供了依据^[1-3]。人工神经网络具有知识存储容量大、处理不确定性信息能力强、健壮性的特点, 近年来在电火工品无损检测领域得到了广泛的应用^[4-7]。

文献[4]利用瞬态脉冲试验的电热响应参数, 采用 BP 神经网络预测了电火工品的安全电流。其预测安全电流较高的电火工品, 在相同的恒流脉冲下发火的概率较小, 表明预测方法是可行的, 可用于电火工品感度分类。但是存在两点不足: ① 采用 BP 神经网络, 收敛速度慢, 易于陷入局部极小, 预测精度有限; ② 预测的安全电流远小于采用升降法得到的安全电流。本研究则采用径向基(RBF)神经网络, 提高收敛速度及预测精度, 并结合升降法得到安全电流, 预测单发电火工品的安全电流。

2 数学模型

在瞬态脉冲试验中, 给桥丝通入的是恒流脉冲, 此时 Rosenthal 集总参数电热方程为^[3-4]:

$$C_p \frac{d\theta}{dt} + \gamma\theta = I^2 R_0 (1 + \alpha\theta) \quad (1)$$

式中, C_p 为集总热容, $J \cdot ^\circ C^{-1}$; γ 为集总热散失系数, $W \cdot ^\circ C^{-1}$; θ 为桥丝温度, $^\circ C$; t 为通电时间, s ; R_0 为桥丝初始电阻, Ω ; I 为输入的恒定电流, A ; α 为桥丝电阻温度系数, $^\circ C^{-1}$ 。

由于输入电流功率很低, 输入的能量仅足以抵消散失于周围的能量, 因此, 桥丝的温度保持不变, 得到 Rosenthal 方程的变形式^[4]:

$$I = \sqrt{\frac{\gamma\theta}{R_0(1 + \alpha\theta)}} \quad (2)$$

文献[4]基于式(2)预测了单发电火工品的安全电流: ① 取 θ 为药剂的发火温度, 取 γ 、 R_0 为瞬态脉冲试验的数据, 由式(2)得到单发火工品的安全电流; ② 取瞬态脉冲试验数据 γ 、 R_0 作为 BP 神经网络的输入, Rosenthal 模型的预测结果作为神经网络的输出, 构建并训练 BP 神经网络; ③ 对待测产品进行瞬态脉冲试验, 由 γ 、 R_0 预测最大安全电流。

其预测的安全电流较高的电火工品, 在相同的恒流脉冲下发火的概率较小, 预测方法是可行的。但是预测的安全电流偏小, 原因在于利用的集总热散失系数是在瞬态脉冲试验时得到的, 而瞬态脉冲无损检测的电流比升降法得到的安全电流小得多, 因此无损检

收稿日期: 2011-05-18; 修回日期: 2011-07-04

作者简介: 崔伟成(1981-), 男, 硕士, 主要从事火工品无损检测研究。
e-mail: cuiweicheng55@sohu.com

测时的集总热散失系数比升降法得到的安全电流下的热散失系数小。

3 预测方法

本文考虑采用 RBF 神经网络替代 BP 神经网络, 并利用升降法得到的安全电流对瞬态脉冲法得到的集总热散失系数进行补偿, 利用补偿后的集总热散失系数, 预测单发产品的安全电流。其步骤为:

(1) 构建 RBF 神经网络

RBF 神经网络网络输入到输出的映射是非线性的, 而输出对可调参数而言又是线性的, 神经网络的权值可以由线性方程组直接解出, 从而大大加快学习速度并避免局部极小问题。相对于 BP 神经网络具有一定的优势^[8]。

从瞬态脉冲试验的数据中选取一定数量的样本, 由式(2)计算安全电流。其数据由神经网络学习, 确定权值和神经元, 形成 RBF 神经网络结构。确定神经网络结构要注意两点: ① 为了达到最佳的学习效果, 在进行神经网络训练前, 必须对输入样本和输出样本做归一化处理, 使之较均匀地落在规范区间内。神经网络的输出要经归一化函数的反函数求得实际值。② RBF 神经网络中径向基函数的散布常数决定了每个神经元对输入的响应区域, 最终影响整个预测精度。选取的过小, 会出现过适性; 选取的过大会出现不适性^[8-9]。

(2) 计算等效集总热散失系数

由于升降法得到安全电流为整批产品安全电流的均值, 可选取一定数量的产品作为样本, 进行瞬态脉冲试验, 将其试验数据近似为整批产品的试验数据, 结合升降法试验得到的安全电流计算整批产品在安全电流下的等效集总热散失系数 $\hat{\gamma}$, 即求解 $\hat{\gamma}$ 使之满足:

$$f(\gamma, R_0) |_{R_0 = \bar{R}_0} = \hat{I} \quad (3)$$

式中, $f(\gamma, R_0)$ 为神经网络预测模型; \hat{I} 为升降法试验得到的安全电流; \bar{R}_0 为样本的桥丝初始电阻的均值。

方程(3)可采用初始区间法求解。

(3) 计算集总热散失系数补偿值

由整批产品在安全电流下的等效集总热散失系数减去样本的集总热散失系数的均值, 得到集总热散失系数补偿值:

$$\Delta\gamma = \hat{\gamma} - \bar{\gamma}_0 \quad (4)$$

式中, $\Delta\gamma$ 为集总热散失系数补偿值; $\bar{\gamma}_0$ 为瞬态脉冲试

验得到样本集总热散失系数的均值。

(4) 补偿集总热散失系数

对于待预测产品, 进行瞬态脉冲试验, 对得到的集总热散失系数进行补偿:

$$\gamma_r = \gamma_0 + \Delta\gamma \quad (5)$$

式中, γ_r 为补偿后的集总热散失系数; γ 为瞬态脉冲试验得到的待预测产品的集总热散失系数。

(5) 预测安全电流

将待预测产品补偿后的集总热散失系数及瞬态脉冲试验得到的电阻值带入 RBF 神经网络预测其安全电流。

4 验证

4.1 试验条件及结果

文献[4]为验证基于 BP 神经网络安全电流的预测方法, 对整批产品进行了升降法试验, 并随机选取了两批产品进行了瞬态脉冲试验及发火验证试验。引用文献[4]的试验数据对本文的预测方法进行验证。其试验条件为:

(1) 电点火头

药剂: 主要成分为硫氰酸铅(质量百分比为 47%), 氯酸钾(质量百分比为 50%) 和铬酸铅(质量百分比为 3%)。当延滞时间为 100 ms 时, 爆发点为 365.57 °C。

桥丝: 6J20(软)型镍铬合金丝(镍的质量百分比为 80%, 铬的质量百分比为 20%)。电阻温度系数为 0.00015 °C⁻¹。

(2) 瞬态脉冲试验

恒流脉冲幅值为 70 mA、延滞时间为 100 ms。

(3) 发火验证试验

恒流脉冲幅值为 290 mA(升降法的 50% 发火电流)、延滞时间为 100 ms。

(4) 升降法试验

恒流脉冲延滞时间为 100 ms。

(5) 试验结果

试验产品共 2 批、35 发。第一批 15 发产品瞬态脉冲试验结果见表 1。表中 R_0 、 γ 为文献[4]瞬态脉冲试验得到的电阻、集总热散失系数值, γ_r 为补偿后的集总热散失系数, I 为 Rosenthal 模型预测结果。 R_0 、 γ 及 I 作为神经网络训练样本。第二批 20 发产品瞬态脉冲试验及发火验证试验结果见表 2, 在发火验证试验中 7 发发火, 13 发未发火。升降法试验得到整批产品的 1% 发火电流为 264 mA。

表 1 第一批 15 发产品试验及计算结果

Table 1 Test and calculated results of the first group of 15 products

No.	R_0/Ω	$\gamma \times 10^{-4} / W \cdot ^\circ C^{-1}$	$\gamma_r \times 10^{-4} / W \cdot ^\circ C^{-1}$	I/mA
1	2.36	3.08	4.9968	213
2	2.26	2.65	4.5668	202
3	2.22	2.16	4.0768	184
4	2.50	3.32	5.2368	215
5	2.39	2.23	4.1468	180
6	2.41	3.48	5.3968	224
7	2.52	3.27	5.1868	212
8	2.39	2.92	4.8368	206
9	2.40	3.02	4.9368	209
10	2.23	3.10	5.0168	219
11	2.57	3.24	5.1568	209
12	2.44	3.57	5.4868	225
13	2.51	2.87	4.7868	199
14	2.37	2.10	4.0168	175
15	2.47	3.12	5.0368	209

4.2 预测安全电流

利用第一批 15 发产品的 R_0 、 γ 及 I 构建神经网络,结合数据特征采用线性归一化方法处理,其公式为^[8]:

$$p_n = \frac{2(p - p_{min})}{p_{max} - p_{min}} \quad (6)$$

式中, p 为原始输入或输出向量; p_n 为归一化后的向量; p_{max} 、 p_{min} 分别为最大、最小值组成的向量。

散布常数对神经网络拟合误差影响见图 1,其中横轴为散布常数,纵轴为第一批 15 发产品安全电流预测值的拟合误差。可以看出:散布常数小于 15 时,拟合误差基本为 0;当散布常数大于 15 时,看出随着散布常数的增大,拟合误差呈阶梯状迅速增大。而补偿集总热散失系数比试验的集总热散失系数大得多,即神经网络的输入范围发生了较大变化,为使神经元的响应区域变大,避免产生过适性问题,散布常数尽量取较大值。最终,取散布常数为 15。

采用本文的预测方法,第二批 20 发产品的安全电流预测结果见表 2。表中序号为产品的试验序号,各组数据按安全电流预测结果从小到大重新排列。 R_0 、 γ 为文献[4]瞬态脉冲试验得到的电阻、集总热散失系数,290 mA 是否发火结果由文献[4]发火验证试验获得, I 为安全电流预测结果。

从表 2 可以看出:① 20 发产品中安全电流预测值排在前 11 位的产品中有 7 发发火,排在后 9 位的产

品均未发火。即安全电流预测值高的电火工品,在相同的恒流脉冲下发火的概率小。② 20 发产品的安全电流预测结果均值为 264 mA,与文献[4]采用升降法试验得到的安全电流相等。

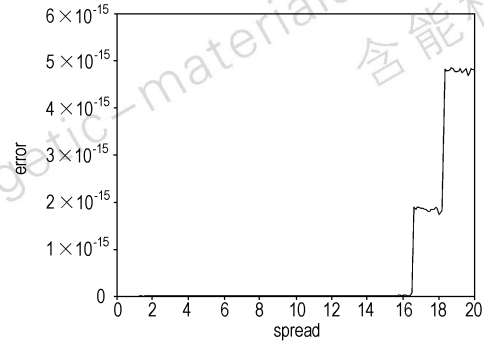


图 1 散布常数对神经网络拟合误差影响

Fig. 1 Effect of spread on the fit error

表 2 后 20 发产品试验及预测结果

Table 2 Test and predicted results of the second group of 20 products

No.	R_0 / Ω	$\gamma \times 10^{-4} / W \cdot ^\circ C^{-1}$	I / mA	fire or not when 290 mA
12	2.24	1.72	237.1	yes
16	2.33	2.16	246.1	yes
5	2.27	2.24	251.7	yes
15	2.27	2.25	251.9	yes
4	2.28	2.45	257.2	no
7	2.56	3.02	257.9	no
14	2.41	2.83	260.7	no
3	2.67	3.45	262.6	yes
17	2.49	3.10	263.4	no
1	2.34	2.83	264.4	yes
13	2.48	3.12	264.4	yes
10	2.38	3.13	269.9	no
9	2.50	3.42	270.3	no
19	2.59	3.65	270.6	no
2	2.44	3.36	272.1	no
18	2.5	3.52	272.5	no
8	2.49	3.51	272.8	no
20	2.51	3.69	275.5	no
11	2.36	3.41	277.4	no
6	2.26	3.32	280.6	no

5 结 论

对瞬态脉冲试验得到的集总热散失系数补偿,基于 RBF 神经网络预测了电火工品的安全电流。预测方法计算简单,预测结果与实际结果相符合,可以用来预测单发电火工品的安全电流,对电火工品的安全性能检测和质量控制具有一定的参考价值。

参考文献:

- [1] 周彬, 徐振相, 秦志春, 等. 瞬态脉冲试验中热参数与电火工品发火性能的关系[J]. 火工品, 2001(4): 32-15.
ZHOU Bin, XU Zhen-xiang, QIN Zhi-chun, et al. Relation between thermal parameters and firing properties in transient pulse test[J]. *Initiators and Pyrotechnics*, 2001(4): 32-15.
- [2] 胡学先. 电火工品小电流无损检测的可行性[J]. 含能材料, 2003, 11(1): 40-42.
HU Xue-xian. Possibility of little electric current nondestructive inspect for EED[J]. *Chinese Journal of Energetic Materials (Hanneng Cailiao)*, 2003, 11(1): 40-42.
- [3] Kabik I, Rosenthal L A, Solem A D. The response of electro explosive devices to transient electrical pulse[C] // Proceeding of the 3th Electric Initiator Symposium. Phila: The Franklin Institute; 1960: 1-24.
- [4] 强涛, 周彬, 秦志春, 等. 桥丝式电火工品安全电流的预测[J]. 南京理工大学学报, 2006, 30(1): 110-112.
QIANG Tao, ZHOU Bin, QIN Zhi-chun, et al. Prediction of no-firing current of bridgewire electric explosive device[J]. *Journal of Nanjing University of Science and Technology*, 2006, 30(1): 110-112.
- [5] 强涛. 桥丝式电火工品发火时间与安全电流的预测[D]. 南京: 南京理工大学, 2004.
QIANG Tao. Study on forecast of the function time and the no-function current of bridgewire electric explosive device [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2004.
- [6] 强涛, 周彬, 秦志春, 等. 桥丝式电点火头发火时间的预测[J]. 爆破器材, 2005, 34(3): 19-22.
QIANG Tao, ZHOU Bin, QIN Zhi-chun, et al. Prediction of the function time of bridgewire electric explosive device[J]. *Explosive Materials*, 2005, 34(3): 19-22.
- [7] 周彬, 秦志春, 田桂蓉, 等. 神经网络用于电热响应曲线的分析[J]. 爆破器材, 2008, 37(1): 25-28.
ZHOU Bin, QIN Zhi-chun, TIAN Gui-rong, et al. Analysis of electric thermal response curve using neural network technique [J]. *Explosive Materials*, 2008, 37(1): 25-28.
- [8] 张良均, 曹晶, 蒋世忠. 神经网络实用教程[M]. 北京: 机械工业出版社, 2008: 37-42.
ZHANG Liang-jun, CAO Jing, JIANG Shi-zhong. Practical Tutorial of Neural Network [M]. Beijing: China Machinery Press, 2008: 37-42.
- [9] 王晓茹. 影响径向基神经网络分类性能的因素[J]. 吉林大学学报(自然科学版), 2009, 2(3): 191-194.
WANG Xiao-ru. Influencing element of RBF's classification performance[J]. *Journal of Jilin University*, 2009, 2(3): 191-194.

Prediction Method of No-firing Current of Electric Explosive Device Based on RBF Neural Network

CUI Wei-cheng, LIU Lin-mi, MENG Fan-lei

(Department of Aircraft Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: A prediction method of the no-firing current of electric explosive device was studied. The electric-thermal parameters of the electric explosive device such as resistance and heat loss coefficient were measured with the non-destructive transient pulse test system, then the heat loss coefficient was redeemed using the no-firing current measured by the Bruceton method. The no-firing current of the electric explosive device was predicated using the radial basis function (RBF) neural network. The results show that the predicted result is consistent with that measured with the firing validated test system, and the electric explosive device with the larger predicted value owns the larger firing probability. The mean predicted current equals to the firing current measured by the Bruceton method.

Key words: military chemistry and pyrotechnics; electric explosive device; radial basis function (RBF) neural network; no-firing current

CLC number: TJ55; TQ560.72; O69 **Document code:** A

DOI: 10.3969/j.issn.1006-9941.2012.03.020