文章编号：1001-1455(2014)06-0748-06 **DOI**：10.11883/1001-1455(2014)06-0748-06

基于支持向量机的导管泄爆容器压力峰值预测*

张庆武，蒋军成，喻 源，崔益虎
（南京工业大学城市建设与安全工程学院，江苏 南京 210009）

摘要：为了预测导管泄爆容器压力峰值，根据文献提取出影响导管泄爆容器压力峰值的因素，将这些因素作为输入变量，采用支持向量机算法对压力峰值与各因素的内在关系进行了研究，建立导管泄爆容器压力峰值预测模型，对模型的有效性及预测能力进行了验证。将预测模型与现有经验公式进行比较，表明支持向量机模型具有较好的预测能力，且预测能力优于经验公式。

关键词：爆炸力学；压力峰值；支持向量机；泄爆容器；导管；气体爆炸
中图分类号：O389；TQ 086；X932 **国标学科代码**：1303510 **文献标志码**：A

泄爆是工业上广泛使用的气体以及粉尘的爆炸防治手段之一，其基本特点是通过泄爆口释放含能物质使容器内出现压力异常增加时能快速卸载压力，保证容器自身的安全运行。当泄爆设备位于室内或者靠近工作区时，需用泄爆导管将泄爆出来的含能物质排到室外或远离工作区的安全地方[1-2]。研究表明泄爆导管的存在增加了容器内爆炸的剧烈程度[3-6]，因此不能用现有的单容器的设计准则来设计导管泄爆容器。自 20 世纪 80 年代始，对于导管泄爆容器规律开展了一些的实验研究，在此基础上建立了设计规范 NFPA 68[1]和经验公式[7]，但是利用这些经验公式和规范对导管泄爆容器内压力峰值进行预测往往产生较大的误差，不能满足精度的要求，因此必须寻求新的更准确的预测方法。

支持向量机(support vector machines，SVM)在处理高维非线性系统方面有其独特的优越性，本文中，应用支持向量机对导管泄爆容器与其可燃物质特性、容器导管几何参数、操作条件之间的内在相关性进行研究，建立导管泄爆容器的压力峰值理论预测模型，为导管泄爆容器结构安全性能评价以及设计提供更可靠的依据。

1 压力峰值预测

1.1 主要影响因素

根据文献[7]的实验数据，确定导管泄爆容器压力峰值 p_{red}(表压)与可燃物质特性、容器导管几何参数、操作条件等有关，具体体现为 8 个主要影响因素：可燃气体的种类、气体的体积浓度 φ、点火位置、导管长度 L_t、导管直径 D_t、容器体积 V、破膜压力 p_v、容器初始压力 p_0。不同的气体对应不同的气体燃爆指数，因此可利用气体的爆燃指数 K_G 表征气体的种类[1,8]，实验中的点火位置主要有 3 种，即尾部点火、中心点火、泄爆口处点火，这 3 种点火位置分别用 1、2、3 来表征，其余影响因素的准确数值见文献[7]，导管泄爆容器压力峰值 SVM 预测模型的所有数据样本如表 1 所示。

1.2 经验公式模型和 SVM 预测模型

1.2.1 经验公式模型

在以往实验及理论研究的基础上，A. D. Benedetto 等[7]依据实验数据通过拟合获得了用于导管泄爆容器压力峰值预测的经验公式：

* **收稿日期**：2013-04-12；**修回日期**：2013-06-08
基金项目：国家自然科学基金项目(20976081，50904037)；
江苏省高校自然科学基金项目(10KJB620001，12KJB620001)；
江苏省 2012 年度普通高校研究生科研创新计划项目(CXZZ12-0452)
作者简介：张庆武(1985—)，男，博士研究生。

表 1 容器带导管泄爆实验数据(待续)

Table 1 The experimental values for vessel venting by duct

No.	K_G/(MPa·m·s^{-1})	φ/%	点火位置	L_t/m	D_t/m	V/m^3	p_v/kPa	p_0/kPa	p_{red}/kPa
1	10.0	4	1	0.60	0.016	0.003 66	101	101	145
2	10.0	4	1	0.60	0.021	0.003 66	101	101	117
3	10.0	4	1	0.60	0.036	0.003 6	101	101	127
4	10.0	4	1	1.10	0.016	0.003 66	101	101	180
5	10.0	4	1	1.10	0.021	0.003 66	101	101	145
6	10.0	4	1	1.10	0.036	0.003 66	101	101	192
7	10.0	4	1	2.60	0.016	0.003 66	101	101	192
8	10.0	4	1	2.60	0.021	0.003 66	101	101	155
9	10.0	4	1	2.60	0.036	0.003 66	101	101	192
10	10.0	4	1	2.60	0.053	0.003 66	101	101	211
11	10.0	4	2	1.70	0.036	0.003 66	101	101	201
12	10.0	4	2	1.70	0.036	0.003 66	131	101	216
13	10.0	4	2	1.70	0.036	0.003 66	192	101	266
14	10.0	4	2	1.70	0.036	0.003 66	331	101	337
15	10.0	4	1	1.70	0.036	0.003 66	101	101	176
16	10.0	4	1	1.70	0.036	0.003 66	133	101	188
17	10.0	4	1	1.70	0.036	0.003 66	184	101	181
18	10.0	4	3	1.70	0.036	0.003 66	212	101	127
19	10.0	4	3	1.70	0.036	0.003 66	325	101	224
20	10.0	5	2	1.00	0.844 6	2.600	111	101	19
21	10.0	5	2	2.00	0.844 6	2.600	111	101	30
22	10.0	5	2	3.00	0.844 6	2.600	111	101	39
23	10.0	5	1	3.00	0.844 6	2.600	111	101	101
24	8.4	5	2	25.00	0.500	10.000	111	101	410
25	8.4	5	2	25.00	0.500	10.000	106	101	280
26	8.4	5	2	4.00	0.200	2.000	116	101	430
27	8.4	5	2	10.00	0.200	2.000	116	101	520
28	8.4	5	2	10.00	0.380	2.000	116	101	215
29	8.4	5	2	1.83	0.050	0.027	121	101	500
30	8.4	5	2	2.35	0.050	0.027	126	101	440
31	8.4	5	2	2.35	0.050	0.027	126	101	350
32	8.4	5	2	2.35	0.050	0.027	266	101	190
33	8.4	5	2	1.83	0.050	0.027	243	101	440
34	14.0	18	2	0.16	0.035	0.022	101	101	300
35	14.0	18	2	0.32	0.035	0.022	101	101	482
36	14.0	18	2	0.54	0.035	0.022	101	101	565
37	14.0	18	2	0.80	0.035	0.022	101	101	482
38	14.0	18	2	1.40	0.035	0.022	101	101	513
39	14.0	18	2	1.75	0.035	0.022	101	101	518
40	14.0	18	2	2.80	0.035	0.022	101	101	214
41	14.0	18	2	3.50	0.035	0.022	101	101	464
42	14.0	18	2	4.91	0.035	0.022	101	101	357
43	14.0	18	2	6.14	0.035	0.022	101	101	375
44	14.0	18	2	6.75	0.035	0.022	101	101	339

表 1 容器带导管泄爆实验数据(续)

Table 1 The experimental values for vessel venting by duct

No.	K_G/(MPa·m·s^{-1})	φ/%	点火位置	L_t/m	D_t/m	V/m^3	p_v/kPa	p_0/kPa	p_{red}/kPa
45	14.0	18	2	2.50	0.025	0.022	101	101	500
46	14.0	18	2	2.50	0.025	0.022	101	101	473
47	14.0	18	2	2.50	0.025	0.022	101	101	420
48	14.0	10	2	2.50	0.025	0.020	101	101	82
49	14.0	12	2	2.50	0.025	0.020	101	101	238
50	14.0	14	2	2.50	0.025	0.020	101	101	291
51	14.0	16	2	2.50	0.025	0.020	101	101	347
52	14.0	18	2	2.50	0.025	0.020	101	101	400
53	14.0	20	2	2.50	0.025	0.020	101	101	430
54	14.0	22	2	2.50	0.025	0.020	101	101	482
55	14.0	25	2	2.50	0.025	0.020	101	101	500
56	14.0	30	2	2.50	0.025	0.020	101	101	82
57	14.0	20	2	0.04	0.025	0.020	101	101	368
58	14.0	20	2	0.17	0.025	0.020	101	101	368
59	14.0	20	2	0.30	0.025	0.020	101	101	671
60	14.0	20	2	0.61	0.025	0.020	101	101	636
61	14.0	20	2	1.26	0.025	0.020	101	101	457
62	14.0	20	2	2.50	0.025	0.020	101	101	400

$$\frac{(Br)_{t,\text{ducted}}}{(Br)_{t,\text{un-ducted}}} \propto (p_m^*)^{-4} S_0^{-0.1} V^{-0.4} L_t^{-1.6} D_t^{3.7} \tag{1}$$

$$p_m = \frac{p_{red}/p_0}{(p_v/p_0)^{1.5}} = \begin{cases} (Br)_{t,\text{ducted}}^{-2.4} & p_m \leqslant 1, \quad (Br)_{t,\text{ducted}} \geqslant 1 \\ p_m^* - 6(Br)_{t,\text{ducted}}^{0.5} & p_m > 1, \quad (Br)_{t,\text{ducted}} < 1 \end{cases} \tag{2}$$

$$(Br)_{t,\text{un-ducted}} = 0.21\sqrt{\frac{E}{\gamma_u}}\left(\frac{\mu}{\chi}\right)_{\text{un-ducted}} Br \tag{3}$$

$$\left(\frac{\mu}{\chi}\right)_{\text{un-ducted}} = 1.75\left(\frac{(1+10\sqrt[3]{V_\#})(1+0.5(Br)^{0.5})}{1+\pi_v}\right)^{0.4} \pi_{1,\#}^{0.6} \tag{4}$$

$$Br = \frac{A_v}{V^{2/3}} \frac{c}{S_0\left(E - \dfrac{1-1/\gamma_b}{1-1/\gamma_u}\right)} \tag{5}$$

式中:p_m^* 为密闭爆炸对应的压力峰值;S_0 为层流火焰速度;V 为容器体积;L_t 为导管长度;D_t 为导管直径;p_{red} 为导管泄爆容器压力峰值;p_v 为破膜压力;p_0 为容器初始压力;E 为膨胀比;Br 为 Bradley 数;$V_\#$ 为泄爆容器的量纲一体积;π_v 为量纲一破膜压力;$\pi_{1,\#}$ 为量纲一初始压力;A_v 为泄爆面积;c 为声速;γ_u 为未燃气体比热容比;γ_b 为已燃气体比热容比。根据式(3)~(5)可以计算$(Br)_{t,\text{un-ducted}}$,结合式(1)计算$(Br)_{t,\text{ducted}}$;将$(Br)_{t,\text{ducted}}$代入式(2),可以求得 p_{red}。

1.2.2 支持向量机模型

V. N. Vapnik 提出的支持向量机[9],是基于统计学原理的新一代机器学习技术,主要用于分类和回归。基于结构风险最小化原则,具有处理小样本、非线性、高维等特点及极强推广能力[10],且预测性能及稳定性优于其他机器学习工具,例如人工神经网络等[11-12]。支持向量机简单的描述[13-14]如下。

假设训练样本为$\{x_i, y_i\}$,其中 $x_i \in \mathbf{R}$ 为输入因素、$y_i \in \mathbf{R}$ 为输出结果,$i=1,2,\cdots,N$。利用一个非线性映射函数将输入因素映射到特征空间 $\phi(x)$,回归模型可以表述为:

$$y = f(x) = w\phi(x) + b \tag{6}$$

根据支持向量机的结构最小化原则，系数 w 和 b 可以通过最小化 $R(C)$ 获得：

$$R(C)=C\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}L_\varepsilon(y_i,f(x_i))+\frac{1}{2}\|w\|^2 \tag{7}$$

$$L_\varepsilon(y_i,f(x_i))=\begin{cases}0 & |y_i-f(x_i)|<\varepsilon\\ |y_i-f(x_i)|-\varepsilon & |y_i-f(x_i)|\geqslant\varepsilon\end{cases} \tag{8}$$

式中：$C\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}L_\varepsilon(y_i,f(x_i))$ 为经验误差，可由敏感损失函数 $L_\varepsilon(y_i,f(x_i))$ 获得；$\frac{1}{2}\|w\|^2$ 表征函数的平坦程度；C 为惩罚因子，用于平衡回归函数的平坦度和偏差。引入松弛变量 ξ 和 ξ^*，式(7)可以表达为：

$$\begin{aligned}&\text{Max } R(w,\xi^*)=\frac{1}{2}\|w\|^2+C\sum_{i=1}^{n}(\xi_i+\xi_i^*)\\ &f(x_i)-wx-b\leqslant\varepsilon+\xi_i,\quad wx+b-f(x_i)\leqslant\varepsilon+\xi_i^*,\quad \xi_i\geqslant0,\quad \xi_i^*\geqslant0\end{aligned} \tag{9}$$

因此，式(6)可以表达为：

$$f(x,\alpha_i,\alpha_i^*)=\sum_{i=1}^{l}(\alpha_i-\alpha_i^*)K(x,x_i)+b \tag{10}$$

式中：$K(x,x_i)$ 为核函数，核函数满足 $K(x,x_i)=\phi(x)\phi(x_i)$。

支持向量机算法采用 Libsvm 软件。支持向量机主要由核函数类型、惩罚因子 C 以及不敏感损失函数中 ε 等几个参数决定。现有 4 种常用的核函数分别为：线性核函数、多项式核函数、Sigmoid 核函数、径向基核函数(RBF)。其中径向基核函数应用最广泛，且只含有一个参数，便于参数优化[14-15]，所以本文中选用径向基核函数：$K(x,x_i)=\exp(-\|x-x_i\|^2/\gamma^2)$。对于径向基核函数，最重要的参数是核函数的宽度 γ。核函数的宽度 γ 与惩罚因子 C 及 ε 同时决定了支持向量机的泛化能力及预测性能。由于这几个参数之间有较大的相关性，因此采用格点搜索方法寻找预测模型的最优参数组合[16]。

随机抽取表 1 中 10 组数据为模型的预测集(见表 2)，用于检验模型的预测性能。其余 52 组数据作为训练集，用于建立 SVM 模型，将各影响因素作为建立 SVM 模型的输入，对应的 p_{red} 作为模型的输出，通过格点搜索方法确定 SVM 模型的最优参数为：$C=16.0$，$\varepsilon=1.5$，$\gamma=0.29$。以上最优参数作为支持向量机的输入参数建立相应的预测模型，并应用建立的模型对预测集样本的泄爆压力峰值进行预测。利用 SVM 模型及经验公式，对导管泄爆容器内压力峰值进行预测，结果与实验值的对比见图 1。

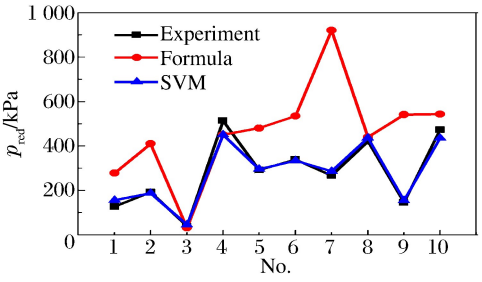

图 1　导管泄爆容器压力峰值

Fig. 1　Peak pressures in vessel vented by duct

表 2　泄爆压力峰值的 SVM 检验样本参数

Table 2　Prediction samples for vessel vented through duct

No.	K_G/(MPa·m·s^{-1})	φ/%	点火位置	L_t/m	D_t/m	V/m^3	p_v/kPa	p_0/kPa	p_{red}/kPa
1	10.0	4	1	0.60	0.036	0.003 6	101	101	127
2	10.0	4	1	2.60	0.036	0.003 66	101	101	192
3	10.0	5	2	3.00	0.844 6	2.600	111	101	39
4	14.0	18	2	1.40	0.035	0.022	101	101	513
5	14.0	14	2	2.50	0.025	0.020	101	101	291
6	14.0	18	2	6.75	0.035	0.022	101	101	339
7	10.0	4	2	1.70	0.036	0.003 66	192	101	266
8	14.0	18	2	2.50	0.025	0.022	101	101	420
9	10.0	4	1	1.10	0.021	0.003 66	101	101	145
10	14.0	18	2	2.50	0.025	0.022	101	101	473

2 模型的验证

表 3 给出了 SVM 模型预测值和经验公式的计算值及误差。SVM 模型的最大绝对误差绝对值为 62.2 kPa，最大相对误差为 22.52%，而经验公式的分别为 654 kPa和 273.10%。SVM 模型的相关系数 $R^2=0.979\ 6$，标准误差 $\delta_{sd}=26.3$ kPa，均方根误差 $\delta_{rms}=27.8$ kPa，平均相对误差 $\varepsilon_{ar}=8.21\%$，而文献中的经验公式的 $R^2=0.42$，$\delta_{sd}=271.6$ kPa，$\delta_{rms}=286.3$ kPa，$\varepsilon_{ar}=92.49\%$。由此可知，SVM 预测结果与实验值更接近，误差更小，总体上具有较高的精度，因此 SVM 预测模型对于导管泄爆容器内的压力峰值具有较好的预测性能，且预测性能优于经验公式，并且利用支持向量机预测模型考虑了不同点火位置的影响，而经验公式无法考虑点火位置的影响。

表 3 泄爆压力峰值预测值与检验样本值的对比

Table 3 Predicted values of peak pressure in vessel vented by duct

No.	p_{red}/kPa	经验公式			支持向量机		
		p/kPa	Δp/kPa	ε/%	p/kPa	Δp/kPa	ε/%
1	127	278	151	118.90	155.6	28.6	22.52
2	192	410	218	113.54	187.7	−4.3	2.24
3	39	31.5	−7.5	19.23	45.5	6.5	16.67
4	513	450	−63	12.28	450.8	−62.2	12.13
5	291	480	189	64.95	295.0	4.0	1.37
6	339	534	195	57.52	333.5	−5.5	1.62
7	266	920	654	245.86	285.5	19.5	7.33
8	420	440	20	4.76	435.7	15.7	3.74
9	145	541	396	273.10	154.5	9.5	6.55
10	473	543	70	14.80	435.3	−37.7	7.97

3 结 论

总结了影响容器内压力峰值的因素，将其分为 3 类即可燃物质特性、容器导管几何参数、操作条件，包含 8 个影响因素，分别为可燃气体的种类、气体的体积浓度、点火位置、导管长度、导管直径、容器体积、破膜压力、容器初始压力。将这些因素作为输入变量，应用支持向量机对容器内压力峰值进行了研究，建立了导管泄爆容器压力峰值预测模型，此模型包含了影响导管泄爆容器压力峰值的所有主要因素，弥补了经验公式不能包含所有影响因素的不足。同时，对模型的有效性及预测能力进行了验证，发现所建立模型具有较好的预测能力，可以用于导管泄爆容器内的压力峰值的预测，且预测能力优于经验公式。本模型为导管泄爆容器结构安全性能评价以及设计提供一种新的更可靠的方法。

参考文献：

[1] American National Standards Institute. NFPA 68: Standard on explosion protection by deflagration venting[S]. Quincy: National Fire Protection Association, 2007.

[2] Verein Deutscher Ingenieure. VDI 3673, Part Ⅰ: Pressure venting of dust explosions[S]. Dusseldorf: Verien Deutscher Ingenieure, 1995.

[3] 师喜林，王志荣，蒋军成. 球形容器内气体的泄爆过程[J]. 爆炸与冲击，2009，29(4)：390-394.
Shi Xi-lin, Wang Zhi-rong, Jiang Jun-cheng. Explosion-vented processes for methane-air premixed gas in spherical vessels with venting pipes[J]. Explosion and Shock Waves, 2009, 29(4): 390-394.

[4] Ponizy B, Leyer J C. Flame dynamics in a vented vessel connected to a duct: 1. Mechanism of vessel-duct interaction[J]. Combustion and Flame, 1999, 116: 259-271.

[5] Ponizy B, Leyer J C. Flame dynamics in a vented vessel connected to a duct: 2. Influence of ignition site, membrane rupture, and turbulence[J]. Combustion and Flame, 1999, 116: 272-281.

[6] Ferrara G, Willacy S K, Phylaktou H N, et al. Venting of gas explosion through relief ducts: Interaction between internal and external explosions[J]. Journal of Hazardous Materials, 2008, 155: 358-368.

[7] Benedetto A D, Russo P, Salzano E. The design of duct venting of gas explosions[J]. Process Safety Progress, 2008, 27(2): 164-172.

[8] Bartknecht W, Zwahlen G. Explosionsschutz[J]. Grundlagen und Anwendung, 1993: 470-535.

[9] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory[M]. Springer, 1995.
[10] 钱渊,宋军,傅柯. 基于支持向量机补偿的灰色模型网络流量预测[J]. 探测与控制学报,2012,34(1):69-72.
Qian Yuan, Song Jun, Fu Ke. Grey model of network traffic prediction based on support vector machines[J]. Journal of Detection and Control, 2012,34(1):69-72.
[11] 杜颖,卢继平,李青,等. 基于最小二乘支持向量机的风电场短期风速预测[J]. 电网技术,2008,32(15):62-66.
Du Ying, Lu Ji-ping, Li Qing, et al. Short-term wind speed forecasting of wind farm based on least square-support vector machine[J]. Power System Technology, 2008,32(15):62-66.
[12] Esen H, Inalli M, Sengur A, et al. Modeling a ground-coupled heat pump system by a support vector machine [J]. Renewable Energy, 2008,33(8):1814-1823.
[13] Pan Yong, Jiang Jiang-jun, Wang Rui, et al. A novel QSPR model for prediction of lower flammability limits of organic compounds based on support vector machine[J]. Journal of Hazardous Materials, 2009,168:962-969.
[14] Cai Jie-jin. Applying support vector machine to predict the critical heat flux in concentric-tube open thermosiphon [J]. Annals of Nuclear Energy, 2012,43:114-122.
[15] 孟倩,王洪权,王永胜,等. 煤自燃极限参数的支持向量机预测模型[J]. 煤炭学报,2009,34(11):1489-1493.
Meng Qian, Wang Hong-quan, Wang Yong-sheng, et al. Predicting limit parameters of coal self-ignition based on support vector machine[J]. Journal of China Coal Society, 2009,34(11):1489-1493.
[16] 杨斌,匡立春,孙中春. 一种用于测井油气层综合识别的支持向量机方法[J]. 测井技术,2005,29(6):511-514.
Yang Bin, Kuang Li-chun, Sun Zhong-chun. On support vector machines method to identify oil and gas zone with logging and mudlog information[J]. Well Logging Technology, 2005,29(6):511-514.

Prediction of peak pressure in the explosion-vented vessel with a venting duct based on support vector machine*

Zhang Qing-wu, Jiang Jun-cheng, Yu Yuan, Cui Yi-hu
(*School of Urban Construction and Safety Engineering, Nanjing University of Technology, Nanjing* 210009, *Jiangsu*, *China*)

Abstract: To predict the peak pressure in the explosion-vented vessel with a venting duct, the influencing factors on the peak pressure were abstracted from the experimental data in literatures. The abstracted factors were deployed as the inputs to the support vector machine (SVM), and the corresponding peak pressures were used as the outputs. Thereby, the SVM model was developed. The validity of the SVM model was checked by comparing the predictive capacities between the SVM model and the empirical formula. The results show that the SVM model has a better predictive capacity than the empirical formula.

Key words: mechanics of explosion; peak pressure; support vector machine; explosion-vented vessel; venting duct

* Received 12 April 2013; Revised 8 June 2013
Supported by the National Natural Science Foundation of China (20976081, 50904037)
Corresponding author: Jiang Jun-cheng, jcjiang@njut.edu.cn

(责任编辑　丁　峰)