

# 径向基神经网络预测天然气凝析油爆炸极限

范 峥<sup>1</sup>, 田润芝<sup>1</sup>, 景根辉<sup>1</sup>, 林 亮<sup>2</sup>, 田 磊<sup>3</sup>, CHEN Shengchieh<sup>4</sup>

(1. 西安石油大学 化学化工学院, 西安 710065; 2. 西安长庆科技工程有限责任公司, 西安 710018;

3. 陕西省石油化工研究设计院, 西安 710054; 4. 弗吉尼亚联邦大学工学院, 里士满 23284)

**摘要:** 为了对天然气凝析油爆炸极限进行准确预测, 首先在不同组分含量和现场工况条件下测定了它的爆炸上、下限, 并将此实验结果作为径向基人工神经网络训练、验证和测试的样本数据库, 然后以天然气凝析油中的C<sub>5</sub>、C<sub>6</sub>、C<sub>7</sub>、C<sub>8</sub>、C<sub>9</sub><sup>+</sup>质量分数, 气相中的O<sub>2</sub>物质的量分数以及操作温度为输入信号, 以爆炸上、下限为输出信号, 建立了天然气凝析油爆炸极限预测模型。结果表明, 当隐含层节点数为34时, 7-34-2型径向基人工神经网络结构合理且准确度良好, 经过2190次反复迭代后, 该模型的均方误差0.0099小于允许收敛误差限0.0100, 预测值和期望值近似呈线性, 其在训练阶段、验证阶段与测试阶段的决定系数分别为0.9997、0.9998、0.9999, 具有较高的相关性, 同时, 除了C<sub>9</sub><sup>+</sup>质量分数外, 天然气凝析油中的C<sub>5</sub>、C<sub>6</sub>、C<sub>7</sub>、C<sub>8</sub>质量分数, 气相中的O<sub>2</sub>物质的量分数和操作温度对爆炸上、下限的影响非常显著, 建议给予重点关注。本文可为天然气凝析油爆炸风险地有效识别、合理控制与及时消除提供科学、可靠的理论支撑和数据来源。

**关键词:** 天然气凝析油; 爆炸极限; 径向基人工神经网络; 预测; 多因素方差分析

**中图分类号:** TE38; TP312 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-9219(2020)05-91-05

## Prediction of explosion limit of natural gas condensate using radial basis function artificial neural networks

FAN Zheng<sup>1</sup>, TIAN Run-zhi<sup>1</sup>, JING Gen-hui<sup>1</sup>, LIN Liang<sup>2</sup>, TIAN Lei<sup>3</sup>, CHEN Shengchieh<sup>4</sup>

(1. College of Chemistry and Chemical Engineering, Xi'an Shiyou University, Xi'an 710065, China; 2. Xi'an Changqing Technology Engineering Co., Ltd., Xi'an 710018, China; 3. Shaanxi Provincial Research and Design Institute of Petroleum and Chemical Industry, Xi'an 710054, China; 4. College of Engineering, Virginia Commonwealth University, Richmond 23284, USA)

**Abstract:** For the sake of predicting the explosion limit of natural gas condensate accurately, firstly, the upper and lower explosion limits were detected under different component contents and working conditions. These obtained experimental results were collected as a sample database for training, verifying and testing of radial basis artificial neural networks. Afterward, with the mass contents of C<sub>5</sub>, C<sub>6</sub>, C<sub>7</sub>, C<sub>8</sub>, C<sub>9</sub><sup>+</sup> in natural gas condensate, O<sub>2</sub> molar content in the gas phase, and the operating temperature as input signals, and the upper and lower explosion limits as output signals, a prediction model of explosion limit for natural gas condensate was established. The results showed that when the number of nodes in the hidden layer is 34, the radial basis artificial neural network with 7-34-2 type has a reasonable structure and good accuracy. The mean square error becomes 0.0099 after 2190 iterations, lower than a specific convergence tolerance of 0.0100. The predicted value was approximately linear with the desired value. The determination coefficients of training, verifying and testing stages were 0.9997, 0.9998 and 0.9999 respectively, demonstrating high relevance. Meanwhile, the mass contents of C<sub>5</sub>, C<sub>6</sub>, C<sub>7</sub>, C<sub>8</sub> in the natural gas condensate, O<sub>2</sub> molar content in the gas phase and the operating temperature except for C<sub>9</sub><sup>+</sup> mass content have significant effects on the upper and lower explosion limits, which deserves to be focused on. Therefore, this paper could provide scientific and reliable theoretical support and data source for effective identification, reasonable control and timely elimination of the explosion risk of natural gas condensate.

**Keywords:** natural gas condensate; explosion limit; radial basis function artificial neural networks; prediction; multi-factor variance analysis

**收稿日期:** 2020-02-08; **基金项目:** 中国国家留学基金 (201908610135); 陕西省科学技术研究与发展计划项目 (2016GY-150); 西安石油大学研究生创新与实践能力的培养项目 (YCS19212063); **作者简介:** 范峥(1982-), 男, 博士, 副教授, 电话: 18702931365; Email: fanzheng@xysu.edu.cn。

天然气凝析油是指从凝析气田或者油田伴生天然气中凝析出来的液态组分,颜色多呈淡黄色,其主要成分是 $C_5 \sim C_8$ 的烃类混合物,并含有少量大于 $C_8$ 的烃类以及微量噻吩、硫醇、硫醚等杂质<sup>[1-3]</sup>。天然气凝析油具有密度小、重烃和非烃含量低、挥发性好等诸多优点<sup>[4]</sup>,是能源化工领域非常理想的优质原料,被广泛应用于燃料油、乙烯、苯、甲苯、二甲苯等产品生产,经蒸汽转化后还可得到合成气或氢气<sup>[5]</sup>。

天然气凝析油蒸汽易与空气形成爆炸性混合物,遇明火、高温极易燃烧并蔓延至相当远的地方,对企业及周边环境安全构成极大威胁<sup>[6]</sup>。爆炸极限是衡量可燃性气体爆炸风险性大小的重要指标,爆炸下限愈低,愈容易达到,爆炸上限愈高,爆炸范围愈宽,发生爆炸的风险性就愈大<sup>[7-9]</sup>。为了更好地预测混合气体的爆炸极限,国内外相关学者围绕上述问题进行了大量的分析、研究,并先后建立了经验模型和半经验模型等多种预测方法。但是,由于爆炸上、下限与各组分含量、现场工况之间并非完全的线性关系,故这些模型本身普遍存在相对误差偏大、适用范围较小等难以克服的缺陷,极大限制了爆炸极限预测模型的推广和应用。

人工神经网络作为人工智能的重要技术手段,是一种模仿生物神经元工作过程的机器学习算法<sup>[10]</sup>。自上世纪80年代开始,伴随着计算机科学与技术的突飞猛进,人工神经网络发展迅速,目前已被广泛应用于石油、电子、化工、材料、医药和交通等领域,并取得了一定的成果<sup>[11-13]</sup>。径向基人工神经网络于1988年由D. S. Broomhead和D. Lowe首次提出,与BP人工神经网络、自组织人工神经网络以及反馈人工神经网络等其他形式相比,径向基人工神经网络将低维的输入矢量变换到高维空间中,使得低维空间内的线性不可分在高维空间内线性可分<sup>[14-15]</sup>,具有结构简单、训练方便、学习收敛速度快且能够逼近任意非线性函数等诸多优点<sup>[16-18]</sup>,譬如,徐博等<sup>[19]</sup>提出了一种基于径向基人工神经网络辅助容积卡尔曼滤波的多自主水下航行器协同定位方法;陈庆贵等<sup>[20]</sup>借助径向基人工神经网络对航空发动机排气温度进行了准确预测,显著节约了维修成本,降低了飞机的故障率;沈凌云等<sup>[21]</sup>则成功采用径向基人工神经网络建立了太阳能电池板的电致发光图像与其缺陷类型间的预测模型。

为了提高预测天然气凝析油爆炸极限的准确

性,本文首先按照GB/T 12474-2008《空气中可燃气体爆炸极限测定方法》中的相关要求,采用可燃气体爆炸极限实验装置测定了天然气凝析油的爆炸上、下限,然后以上述实验结果为样本数据库,通过径向基人工神经网络的训练、验证和测试建立起适宜的天然气凝析油爆炸极限预测模型,最后在该模型的基础上,利用多因素方差分析研究了天然气凝析油爆炸极限各影响因素的作用大小,从而为天然气凝析油爆炸风险地有效识别、合理控制与及时消除提供了科学、可靠的理论支撑和数据来源。

## 1 实验

### 1.1 爆炸极限测定装置

该可燃气体爆炸极限实验装置主要由爆炸反应管、配气系统、点火系统、恒温加热系统及测量系统等组成,其中,爆炸反应管用硬质玻璃制成,管长1400 mm,管内径60 mm,管壁厚5 mm,管底部装有通径25 mm的泄压阀;配气系统主要包括气瓶、配气管路、气体循环泵及真空泵;点火采用15 kV电火花方式点火系统;恒温加热系统采用电加热丝-风扇恒温加热系统,并在柜体上下各配有一个温度感应器;测量系统主要包括压力计和电压互感器,整个测量过程由计算机负责统一控制。

实验时,首先将爆炸反应管抽至真空,然后在指定温度条件下向其中配入一定比例的可燃气体和氧气并进行点火实验,采用目测法观察火焰的燃烧情况以及爆炸时压力的升高值,并将2%及以下的压力升高作为判断可燃气体是否可爆的依据。

### 1.2 爆炸极限预测模型

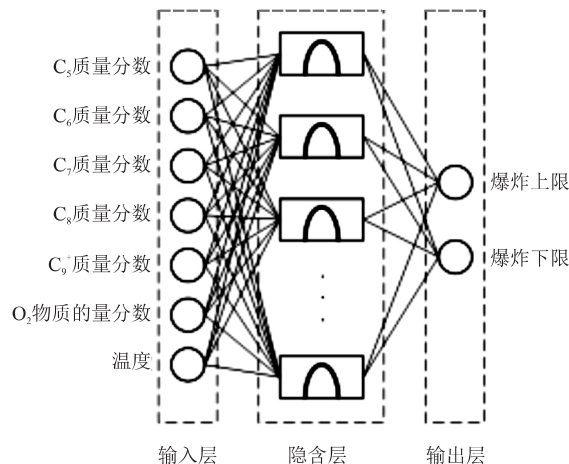


图1 径向基人工神经网络结构示意图

本文通过径向基人工神经网络建立天然气凝

析油爆炸极限预测模型。径向基人工神经网络由输入层、隐含层和输出层三部分组成,其结构如图1所示,其中,输入层由天然气凝析油中的C<sub>5</sub>、C<sub>6</sub>、C<sub>7</sub>、C<sub>8</sub>、C<sub>9</sub>质量分数,气相中的O<sub>2</sub>物质的量分数以及操作温度等信号源节点组成;隐含层中的变换函数为高斯径向基函数,它属于对中心点径向对称且衰减的非负非线性函数;输出层负责对输入模式下的天然气凝析油爆炸上、下限做出必要的响应。

当径向基人工神经网络的输入信号为 $\mathbf{x}^p=[x_1^p, x_2^p, \dots, x_i^p, \dots, x_m^p]^T, i=1, 2, \dots, m$ , 输出信号为 $\mathbf{y}^p=[y_1^p, y_2^p, \dots, y_k^p, \dots, y_n^p]^T, k=1, 2, \dots, n$ 时,

$$R(\mathbf{x}^p - c_j) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_j^2} \|\mathbf{x}^p - c_j\|^2\right) \quad (1)$$

式中: $p$ 为样本的序号, $p=1, 2, \dots, P$ ;  $P$ 为样本数; $i$ 为信号源节点的序号; $m$ 为信号源节点数; $k$ 为与第 $p$ 个样本对应的输出层节点的序号; $n$ 为输出层节点数; $R$ 为高斯径向基函数的激活函数; $c$ 为高斯径向基函数的中心; $j$ 为隐含层节点的序号, $j=1, 2, \dots, Q$ ;  $Q$ 为隐含层节点数; $\sigma$ 为高斯径向基函数的方差。

此时,径向基人工神经网络的预测输出为:

$$y_k^p = \sum_{j=1}^Q w_{jk} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_j^2} \|\mathbf{x}^p - c_j\|^2\right) \quad (2)$$

式中: $p$ 为样本的序号, $p=1, 2, \dots, P$ ;  $P$ 为样本数; $k$ 为与第 $p$ 个样本对应的输出层节点的序号; $j$ 为隐含层节点的序号, $j=1, 2, \dots, Q$ ;  $Q$ 为隐含层节点数; $w_{jk}$ 为从第 $j$ 个隐含层节点到第 $k$ 个输出层节点的连接权值; $\sigma$ 为高斯径向基函数的方差; $c$ 为高斯径向基函数的中心。

若径向基人工神经网络第 $p$ 个样本、第 $k$ 个输出节点的预测输出与期望输出存在一定的均方误差,即:

$$MSE = \frac{1}{Pn} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^n e_k^2 = \frac{1}{Pn} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^n (y_k^p - \hat{y}_k^p)^2 \quad (3)$$

式中: $p$ 为样本的序号, $p=1, 2, \dots, P$ ;  $P$ 为样本数; $k$ 为与第 $p$ 个样本对应的输出层节点的序号; $n$ 为输出层节点数; $e$ 为预测输出 $y$ 与期望输出 $\hat{y}$ 的绝对误差。

径向基人工神经网络采用梯度下降法不断更新高斯径向基函数的中心和隐含层到输出层之间的连接权值,使得预测输出不断逼近期望输出:

$$c_j(t+1) = c_j(t) - \eta_1 \frac{\partial MSE(t)}{\partial c_j(t)} \quad (4)$$

$$w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) - \eta_2 \frac{\partial MSE(t)}{\partial w_{jk}(t)} \quad (5)$$

式中: $c$ 为高斯径向基函数的中心; $j$ 为隐含层节点的序号, $j=1, 2, \dots, Q$ ;  $Q$ 为隐含层节点数; $MSE$ 为均方误差; $w_{jk}$ 为从第 $j$ 个隐含层节点到第 $k$ 个输出层节点的连接权值; $\eta_1$ 、 $\eta_2$ 均为学习效率; $t$ 为迭代次数。

### 1.3 爆炸极限多因素方差分析

本文以天然气凝析油爆炸极限预测模型为基础,采用多因素方差分析对影响天然气凝析油爆炸上、下限的相关因素进行了研究。多因素方差分析作为一种从诸多因素中筛选出对响应值有显著影响的因素的方法,通过探讨不同来源的变异对总变异的贡献大小来确定各个因素对研究结果影响程度。

假设在径向基人工神经网络中,若第 $h$ 个水平的第 $q$ 次预测输出为 $y_h^q$ ,则存在如下关系:

$$\begin{cases} y_h^q = \varphi_h + \sum_{i=1}^m \mu_{i,h}^q + \zeta_h^q \\ \sum_{h=1}^s \mu_{i,h}^q = 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\varphi_h$ 为第 $h$ 个水平的预测输出均值; $\mu_{i,h}$ 为影响第 $i$ 个输入信号第 $h$ 个水平、第 $q$ 次预测输出的主效应; $\zeta_h^q$ 为第 $h$ 个水平、第 $q$ 次预测输出的误差。

分别对 $s$ 个水平进行假设性检验,判断它的主效应是否为0,即:

$$\begin{cases} H_{i0}: \mu_{i,h}^q = 0 \\ H_{i1}: \mu_{i,h}^q \text{不全为} 0 \end{cases} \quad (7)$$

一般来说,应选择可信度大于95%或者显著性水平达到0.05的因子作为重要因子。

## 2 结果与讨论

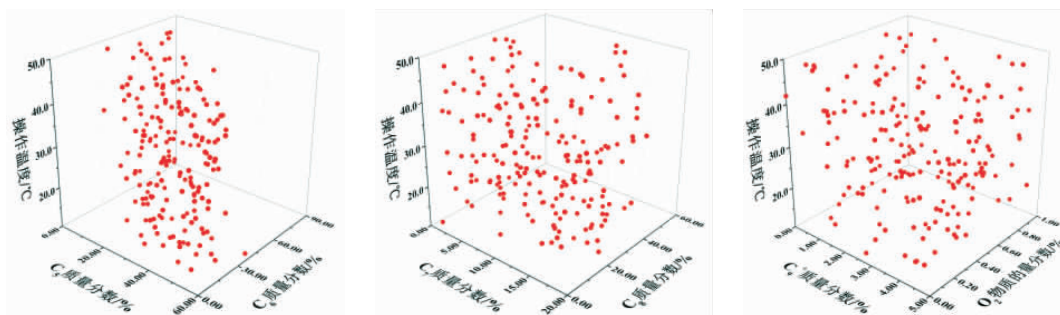
### 2.1 样本数据库的建立

本文共采集了不同工况下的有效样本数据200组,具体详见图2。第1~100组随机数据用于输入径向基人工神经网络进行训练,而第101~200组随机数据作为验证和测试样本不参加训练。当径向基人工神经网络经过反复训练满足指定的容许收敛误



差限后,将第101~160组随机数据输入训练好的人工神经网络来验证天然气凝析油爆炸极限预测模型的准确性与可靠性,若其仍然满足容许收敛误差

限的相关要求,则继续将第161~200组随机数据输入径向基人工神经网络进行测试。



(a)  $C_5$  质量分数、 $C_6$  质量分数和操作温度 (b)  $C_7$  质量分数、 $C_8$  质量分数和操作温度 (c)  $C_9$  质量分数、 $O_2$  物质的量分数和操作温度

图2 天然气凝析油爆炸极限样本数据库三维图

## 2.2 隐含层节点数的确定

由于径向基人工神经网络隐含层非线性神经元和输出层线性神经元的模型各异且它们在网络中所起的作用亦有所不同,故隐含层节点数的确定一直以来都是决定径向基人工神经网络预测效果好坏的关键所在。本文在迭代次数上限为1000步、学习效率 $\eta_1$ 、 $\eta_2$ 分别取0.04和0.06的条件下,利用试凑法找出了径向基人工神经网络适宜的隐含层节点数,其结果如图3所示。

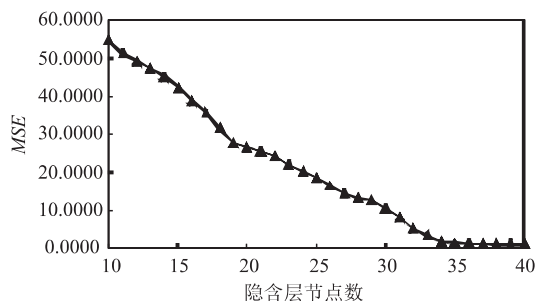


图3 隐含层节点数对方均误差的影响规律

由图3可知,当隐含层节点数为10时,径向基人工神经网络的均方误差高达54.6215,随着隐含层节点数的不断增加,模型的均方误差迅速降低,当隐含层节点数大于34时,均方误差降幅趋缓。隐含层节点数越多,天然气凝析油爆炸极限预测模型的计算结果越准确,但是,隐含层节点数的增加会提高径向基人工神经网络结构的复杂程度,导致人工神经网络的执行效率降低,因此,本文选择7-34-2型径向基人工神经网络结构进行后续的训练、验证和测试。

## 2.3 人工神经网络的训练、验证和测试

本文采用NeuroSolutions 7.1.0.0软件建立了基

于径向基人工神经网络的天然气凝析油爆炸极限预测模型,并对该人工神经网络进行了训练、验证和测试。图4展示了径向基人工神经网络在训练阶段的均方误差随迭代次数增加的变化情况。由图4可知,随着径向基人工神经网络迭代次数的不断增加,天然气凝析油爆炸极限预测模型的均方误差逐渐减小,当模型利用训练数据经过2190次反复迭代后,预测模型的均方误差变为0.0099,小于允许收敛误差限0.0100,这表明径向基人工神经网络此时已经达到收敛要求。

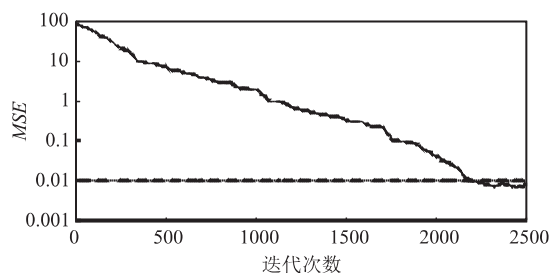


图4 训练阶段径向基人工神经网络均方误差的变化趋势

图5为径向基人工神经网络在训练、验证和测试阶段的预测输出与期望输出的对比图。由图5可知,由天然气凝析油爆炸极限预测值和期望值组成的实验点均匀分布在45°回归线两侧,以上两者之间近似呈线性关系,其训练阶段、验证阶段与测试阶段的决定系数分别为0.9997、0.9998、0.9999,表明了此模型中的预测值及期望值存在较高的相关性,即利用径向基人工神经网络的天然气凝析油爆炸极限预测模型对爆炸上、下限进行预测有着较高的准确性和可靠性。

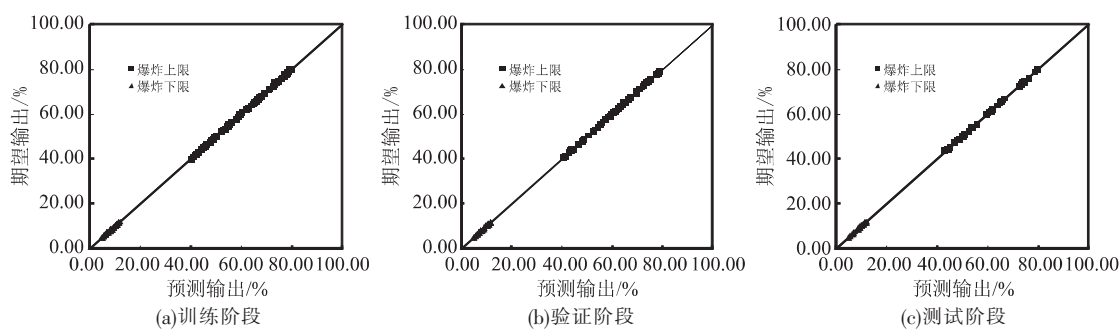


图5 训练、验证和测试阶段的预测值与期望值对比图

2.4 爆炸极限影响因素分析

为了对天然气凝析油爆炸极限的影响因素进行多因素方差分析,本文以径向基人工神经网络预测结果为基础,采用SPSS Statistics 22.0.0软件分别

对天然气凝析油中的C<sub>5</sub>、C<sub>6</sub>、C<sub>7</sub>、C<sub>8</sub>、C<sub>9</sub><sup>+</sup>质量分数和气相中的O<sub>2</sub>物质的量分数以及操作温度共7个因素进行了全面考察,结果详见表1。

表1 各因素对天然气凝析油爆炸极限的影响程度

类别	名称	C <sub>5</sub> 质量分数	C <sub>6</sub> 质量分数	C <sub>7</sub> 质量分数	C <sub>8</sub> 质量分数	C <sub>9</sub> <sup>+</sup> 质量分数	O <sub>2</sub> 物质的量分数	操作温度
爆炸上限	平方和	5.35×10 <sup>2</sup>	5.59×10 <sup>2</sup>	4.96×10 <sup>2</sup>	4.18×10 <sup>2</sup>	8.40×10 <sup>-4</sup>	6.36×10 <sup>2</sup>	1.71×10 <sup>3</sup>
	自由度	4	4	4	4	4	4	4
	均方误差	1.34×10 <sup>2</sup>	1.40×10 <sup>2</sup>	1.24×10 <sup>2</sup>	1.04×10 <sup>2</sup>	2.10×10 <sup>-4</sup>	1.59×10 <sup>2</sup>	4.27×10 <sup>2</sup>
	F 值	1.12×10 <sup>6</sup>	5.01×10 <sup>3</sup>	1.55×10 <sup>6</sup>	1.04×10 <sup>6</sup>	2.86	9.93×10 <sup>5</sup>	2.91×10 <sup>6</sup>
	P 值	3.40×10 <sup>-28</sup>	1.84×10 <sup>-16</sup>	6.58×10 <sup>-29</sup>	4.69×10 <sup>-28</sup>	8.07×10 <sup>-2</sup>	6.05×10 <sup>-28</sup>	2.79×10 <sup>-30</sup>
	显著性	显著	显著	显著	显著	不显著	显著	显著
爆炸下限	平方和	4.86×10 <sup>1</sup>	2.14×10 <sup>1</sup>	1.02×10 <sup>1</sup>	1.67	5.73×10 <sup>-4</sup>	1.08×10 <sup>1</sup>	2.18×10 <sup>1</sup>
	自由度	4	4	4	4	4	4	4
	均方误差	1.21×10 <sup>1</sup>	5.35	2.54	4.18×10 <sup>-1</sup>	1.43×10 <sup>-4</sup>	2.69	5.46
	F 值	1.82×10 <sup>5</sup>	8.02×10 <sup>4</sup>	3.47×10 <sup>4</sup>	6.97×10 <sup>3</sup>	2.15	2.52×10 <sup>4</sup>	8.18×10 <sup>4</sup>
	P 值	2.92×10 <sup>-24</sup>	1.76×10 <sup>-22</sup>	1.16×10 <sup>-20</sup>	3.55×10 <sup>-17</sup>	1.49×10 <sup>-1</sup>	5.76×10 <sup>-20</sup>	1.60×10 <sup>-22</sup>
	显著性	显著	显著	显著	显著	不显著	显著	显著

由表1可知,在显著性水平 $\alpha=0.05$ (可信度95%)下,由于C<sub>5</sub>、C<sub>6</sub>、C<sub>7</sub>、C<sub>8</sub>质量分数,O<sub>2</sub>物质的量分数和操作温度的F值均大于临界值 $F_{0.05}(4, 10)=3.48$ 且概率P值小于临界值0.05,故它们对爆炸上、下限具有非常显著影响,应给予重点关注,而C<sub>9</sub><sup>+</sup>质量分数则对其影响不显著。影响天然气凝析油爆炸极限的主要因素及其排序如下:C<sub>5</sub>质量分数>操作温度>C<sub>6</sub>质量分数>C<sub>7</sub>质量分数>O<sub>2</sub>物质的量分数>C<sub>8</sub>质量分数。

3 结论

(1)天然气凝析油爆炸极限与各组分含量、现场工况之间存在非常复杂的非线性关系,通过径向基人工神经网络能够准确预测天然气凝析油的爆炸上、下限,为天然气凝析油处理装置的长周期、稳定、安全运行提供必要的理论支撑和数据来源。

(2)以天然气凝析油中的C<sub>5</sub>、C<sub>6</sub>、C<sub>7</sub>、C<sub>8</sub>、C<sub>9</sub><sup>+</sup>质量

分数,气相中的O<sub>2</sub>物质的量分数以及操作温度为输入信号,以天然气凝析油爆炸上、下限为输出信号时,由于天然气凝析油爆炸极限预测模型的优化隐含层节点数为34,故选择采用7-34-2型网络结构进行径向基人工神经网络的训练、验证和测试。

(3)采用梯度下降法对径向基人工神经网络进行训练,经过2190次反复迭代后,该模型的均方误差0.0099小于允许收敛误差限0.0100,预测值和期望值近似呈线性,其在训练阶段、验证阶段与测试阶段的决定系数分别为0.9997、0.9998、0.9999,具有较高的相关性。

(4)天然气凝析油中的C<sub>5</sub>、C<sub>6</sub>、C<sub>7</sub>、C<sub>8</sub>质量分数,气相中的O<sub>2</sub>物质的量分数和操作温度对爆炸上、下限具有非常显著的影响,建议给予重点关注,而天然气凝析油中的C<sub>9</sub><sup>+</sup>质量分数则对其影响不显著。

(下转第 102 页)

- 2015, 66(S2): 387-391.
- [3] 王坤, 鲁雪申, 顾安中. 液化天然气冷能利用发电技术浅析[J]. 低温工程, 2005, (1): 53-58.
- [4] 刘燕妮, 郭开华. 液化天然气冷能发电效益分析[J]. 低温与超导, 2010, 38(2): 13-17.
- [5] Li P P, Li J, Pei G, *et al.* A cascade organic Rankine cycle power generation system using hybrid solar energy and liquefied natural gas [J]. Sol Energy, 2016, 127: 136-146.
- [6] 饶文姬, 赵良举, 刘朝, 等. 利用LNG冷能与工业余热的有机朗肯循环研究[J]. 工程热物理学报, 2014, 35(2): 213-217.
- [7] 杨红昌. 液化天然气 (LNG) 冷能发电系统的优化研究[D]. 北京工业大学, 2010.
- [8] 杨红昌, 鹿院卫, 刘广林, 等. 基于LNG气化分段模型的低温动力循环烟分析[J]. 天然气工业, 2010, 30(7): 98-102+138-139.
- [9] 杨红昌, 鹿院卫, 马重芳, 等. LNG冷能梯级利用系统优化研究[J]. 可再生资源, 2011, 29(1): 72-75+80.
- [10] 张超, 金海刚, 邵国芬, 等. LNG冷能发电工质选择与参数优化[J]. 石油与天然气化工, 2015, 44(4): 54-58.
- [11] 崔国彪. 利用LNG冷能的朗肯循环系统改进研究[D]. 成都: 西南石油大学, 2014.
- [12] Lee S, Choi B C. Thermodynamic assessment of integrated heat recovery system combining exhaust-gas heat and cold energy for LNG regasification process in FSRU vessel [J]. J Mech Sci Technol, 2016, 30(3): 1389-1398.
- [13] Bao J J, Lin Y, Zhang R X, *et al.* Strengthening power generation efficiency utilizing liquefied natural gas cold energy by a novel two-stage condensation Rankine cycle (TCRC) system [J]. Energy Convers Manage, 2017, 143: 312-325.
- [14] 鹤红明, 林文胜, 顾安忠. LNG物理烟及其回收利用[J]. 低温工程, 2006, (6): 58-61+66.

(上接第 95 页)

### 参考文献

- [1] 朱光有, 池林贤, 张志遥, 等. 塔里木盆地大北气田凝析油中分子化合物组成与成因[J]. 石油勘探与开发, 2019, 46(3): 482-495.
- [2] 周克明, 刘合年, 何家欢, 等. 阿姆河右岸萨曼杰佩气田凝析油潜含量确定方法[J]. 天然气工业, 2018, 38(6): 59-66.
- [3] 赵超斌. 凝析油含量的确定及应注意的问题[J]. 西安石油大学学报(自然科学版), 2008, 23(5): 85-89.
- [4] 杨志勇, 黎志敏, 王荣, 等. 凝析油生产高附加值溶剂油工艺模拟及评价 [J]. 天然气化工—C1化学与化工, 2018, 43(3): 86-91.
- [5] 李吉春. 新疆凝析油资源化工利用探讨[J]. 石化技术与应用, 1999, 17(1):37-40.
- [6] 魏川, 熊涛, 张艳, 等. 凝析油储罐区安全风险分析方法与运用[J]. 新疆石油天然气, 2016, 12(2): 84-88+6.
- [7] 于洪敏, 左景桢, 任韶然, 等. 注空气采油井产出气体燃爆特性[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2010, 34(6): 99-103.
- [8] 吕启申, 臧小为, 潘旭海, 等. 温度和浓度对甲醇喷雾爆炸特性参数的影响[J]. 爆炸与冲击, 2019, 39(9): 149-157.
- [9] 罗振敏, 苏彬, 王涛, 等.  $C_2H_6/C_3H_8$ 影响 $CH_4$ 爆炸极限参数及动力学特性研究[J]. 化工学报, 2019, 70(9): 3601-3610.
- [10] 于桂杰, 赵崇, 迟建伟, 等. 基于人工神经网络的连续油管疲劳寿命预测[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2018, 42(3): 131-136.
- [11] Shetty G R, Chellam S. Predicting membrane fouling during municipal drinking water nanofiltration using artificial neural networks [J]. J Membr Sci, 2003, 217(1): 69-86.
- [12] 范峥, 姬盼盼, 李超, 等. 模糊神经网络-遗传算法优化丙烯酸苄酯合成工艺[J]. 化工学报, 2019, 70(11): 4315-4324.
- [13] 孙立望, 李洪, 汪鹏君, 等. 利用神经网络识别高分子链在表面的吸附相变[J]. 物理学报, 2019, 68(20): 60-66.
- [14] 王镇道, 郭敬勋, 肖旺. 基于自适应径向基函数神经网络的光伏MPPT研究[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2019, 46(10): 96-100.
- [15] 陈光武, 李文元, 于月, 等. 基于改进径向基神经网络的MEMS惯导系统误差抑制方法[J]. 中国惯性技术学报, 2019, 27(1): 15-22+94.
- [16] 范家华, 马磊, 周攀, 等. 基于径向基神经网络的压电作动器建模与控制[J]. 控制理论与应用, 2016, 33(7): 856-862.
- [17] Vi S E, Shin Y C. Radial basis function neural network for approximation and estimation of nonlinear stochastic dynamic systems [J]. IEEE Trans Neural Networks, 1994, 5(4): 594-603.
- [18] Shen W, Guo X, Wu C, *et al.* Forecasting stock indices using radial basis function neural networks optimized by artificial fish swarm algorithm [J]. Knowledge-Based Systems, 2011, 24(3): 378-385.
- [19] 徐博, 李盛新, 金坤明, 等. 基于径向基函数神经网络辅助容积卡尔曼滤波的多自主水下航行器协同定位方法[J]. 兵工学报, 2019, 40(10): 2119-2128.
- [20] 陈庆贵, 李洪伟, 李明, 等. 基于径向基过程神经网络的航空发动机排气温度预测[J]. 兵器装备工程学报, 2019, 40(6): 154-157.
- [21] 沈凌云, 朱明, 陈小云. 基于径向基神经网络的太阳能电池缺陷检测[J]. 发光学报, 2015, 36(1): 99-105.