

高温高压有机工质密度实验测量及 预测方法

朱霄珣, 徐国强, 全永凯, 高 炜, 宋 固, 赵丽萍
(北京航空航天大学 能源与动力工程学院, 北京 100191)

摘 要: 针对有机工质高温高压下密度的测量较为困难的问题,特别是超临界状态下,设计出高温高压下密度的测量方法,并提出了基于最小二乘支持向量机(LSSVM)的密度预测方法.该方法首先利用实验手段对有机工质在不同温度、压力点下的密度进行测量,并通过对该离散的实验段数据的学习,利用最小二乘支持向量机方法预测得到 T - p 面上密度的连续值,尤其是实验手段难以测量的超临界下的密度.基于该方法,以有机工质六甲基二硅氧烷为例,得到了其在 $T(600\sim 850\text{ K})$ 与 $p(1.3\sim 2.25\text{ MPa})$ 范围内的密度值及密度关于温度压力的函数公式,并将其结果与公布的密度数据对比,结果表明:两者的相对误差仅为 2.4%,证明了方法的有效性.

关 键 词: 密度; 最小二乘支持向量机; 高温高压; 预测; 超临界

中图分类号: V231

文献标志码: A

Density experimental measurement and prediction method of organic working fluid at high temperature and high pressure

ZHU Xiao-xun, XU Guo-qiang, QUAN Yong-kai,
GAO Wei, SONG Gu, ZHAO Li-ping

(School of Energy and Power Engineering,
Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: In order to solve the problem of the density measurement at high temperature and high pressure (HTHP), particularly in a supercritical state, a density measurement method at HTHP was designed and a density prediction method based on least square support vector machine (LSSVM) was proposed. This experimental method was used to measure the density at different (T, p) points firstly. Then, by learning from the experimental data, the density prediction model based on LSSVM (DP-LSSVM) could be established, and the continuous density values in T - p plane could be predicted by DP-LSSVM, especially in supercritical region where the density was difficult to measure by experimental means. Hexamethyldisiloxane was taken for example. By using the proposed method, the density function on $T(600\sim 850\text{ K})$ and $p(1.3\sim 2.25\text{ MPa})$ was obtained, and density in this area could be calculated. By comparing the calculation results with the published data, it is found that the relative error is only 2.4%, the effectiveness of the method is proved.

Key words: density; least square support vector machine (LSSVM);
high temperature and high pressure (HTHP); prediction; supercritical

一直以来,有机工质被大量应用于低温热发电、制冷等领域^[1-2]。近年来,也有越来越多的非常见工质,甚至混合工质用于提高系统效率、改善系统性能^[3-5]。有机工质在高温高压状态下表现出较为良好的热力学性能,尤其是超临界状态,也受到越来越多的关注。全面、准确掌握工质的物性参数是前提条件。密度是物性参数中最重要参数之一,它不仅反映了工质的自然特性,同时也被用来计算其他的参量,如流量、速度以及黏度等^[6]。

然而,有时高温高压区域内的密度数据是不完整的,或者由于产品批次、型号不同而存在偏差。所以,针对高温高压区域,设计一种能够测量和标定不同温度压力下工质密度普遍适用的方法是十分有必要的^[7-8]。

通过测量光线、声波、射线特性或者振动频率等与密度相关的物理量,实现流体密度的间接测量,是当前较为常用的方法^[9-12]。然而这些方法所需的设备十分复杂,测量精度受到较大影响。而且,由于发射源、高温、高压等因素的影响,使其应用具有很大局限性。文献^[13]通过记录定质量工质在温度、压力变化过程中的对应体积计算其密度,但由于体积变化带来的密封性问题,大大降低了实验精度,尤其是高温高压状态下。

针对该问题,本文设计出了一种测量高温高压状态下有机工质密度实验方法。该方法是在容积一定的真空容器中,分别加入不同定质量的待测工质,对其加热,记录温度和压力的对应变化,进而对应得到了这些 (T, p) 点的密度。该实验方法可以直接测量得到工质密度,避免了间接测算引入的误差,且方法简便易行。

由于实验方法只能得到在离散的 (T, p) 点上的密度值,为了得到 T - p 平面上密度的连续值,提出了基于最小二乘支持向量机(LSSVM)的密度预测方法,在实验数据的基础上,利用LSSVM方法建立 T - p 平面上密度关于温度压力的预测函数,进而可以计算得到 T - p 平面上连续的密度值。与一般数据拟合方法相比,该方法不需要事先设定拟合函数的形式,同时在测量样本数量较少以及非线性问题情况下,能够得到高精度的计算结果。

文中以六甲基二硅氧烷(硅油,下文简称MM)为例,利用本文方法对 $T=600\sim 850\text{ K}$, $p=1.3\sim 2.25\text{ MPa}$ 范围内的密度进行测量与预测,将其结果与公布数据相比对,两者的平均相对误差仅为2.3%,验证了方法的精度。

1 密度实验测量方法设计

1.1 实验方案

通过质量和体积是求解密度最直接的方法。基于密度的定义,设计出了一种高温高压工质密度测量方法。

该方法向容积一定的容器内加入定质量的工质,那么当容器内工质达到过热或超临界状态后,其密度是不变且已知的;加热使工质达到过热和超临界状态,记录过程中温度和压力的变化,那么就可以得到这些 (T, p) 点对应的密度。

通过进一步分析可知,容器内除了待测工质外,还存在空气,所以记录的压力是待测工质与空气的总压力,并不是待测工质的实际压力。对于理想气体,由道尔顿分压定律^[14]可以分别求的各组分

$$\frac{p_i}{p_t} = \frac{M_i}{M_t} = x_i \quad (1)$$

$$p_i = x_i p_t \quad (2)$$

式中 p_t 为总压力, p_i 为第 i 种组分的分压力, M_t 为总摩尔质量, M_i 为第 i 种组分的摩尔质量, x_i 为第 i 种组分的摩尔分数。

该定律的基础是各组分压缩因子恒定且等于1。对于实际气体,压缩因子是随着温度和压力的变化而变化的,这会对分压的计算产生影响,随着压力的升高,这种影响会逐渐明显,尤其是超临界状态。在理想气体分压定律的基础上,人们提出了实际气体分压定律^[15],这需要先得到各组分在各个状态下的压缩因子。但对于密度都没有标定的待测工质来说,压缩因子往往也是未知的。

所以,为了排除其他组分(空气)对待测工质压力测量的影响,实验需要在真空下进行。如此测量的压力便是待测工质的实际压力,也就可以得到 (T, p) 对应的密度 ρ 。具体实验方案如下:

1) 将容积为 V 的刚性容器加入质量为 m_i 的待测工质。

2) 将该容器内抽真空。

3) 加热到饱和线之上,记录对应的 $(T_{i,j}, p_{i,j})$,即可得到这些点对应的密度 $\rho_i = m_i/V$ 。

4) 改变 m_i ,并重复上述过程,测量得到更多状态下的密度值。

该方法整个过程中没有体积和质量的变化,密封性问题得到了解决,保证了实验精度。且实验台简便、方法直接,利于实现高温高压密度的测量。

1.2 实验装置及材料

整个实验需要以下装置:待测工质,压力容器、温度传感器、压力传感器、电子秤、加热装置、温控装置、真空泵等.实验结构见图 1.

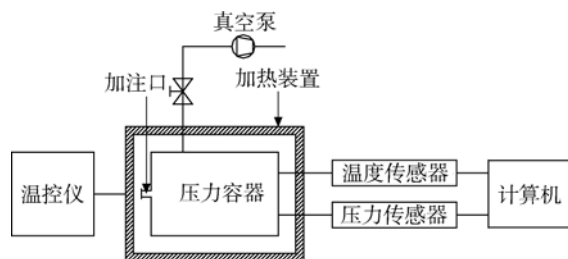


图 1 实验装置

Fig. 1 Experimental devices

如图 1 所示,通过温控装置调节加热装置的加热温度,对整个容器进行加热,并利用温度和压力传感器测量容器内温度和压力值.

本文实验采用精度为 0.75% 的 K 型热电偶测量容器内温度,精度为 0.4% 的压力表测量压力,使用电子秤测量工质质量,其精度为 $(30\,000 \pm 0.1)\text{g}$,利用电阻箱作为加热装置,并配套使用温控仪调节加热温度.压力容器采用不锈钢材料焊接制成,容积为定值 1084 mL.

1.3 实验及结果分析

MM 作为重要的有机工质,由于其在高温高压下的优良热力学性能,被越来越多的人将其作为循环工质应用于有机朗肯循环低温热源发电^[16-17].本文以 MM 为例,利用上述实验方法测量高温高压 ($T=450 \sim 800\text{ K}$, $p=1.0 \sim 2.1\text{ MPa}$) 下的密度.

分别向压力容器内加入 52.5, 54.4, 58.4, 64.8, 71.2 g 的 MM, 对应密度分别为 48.43, 50.18, 53.87, 59.78, 65.68 kg/m^3 . 分别对以上 5 种加注量情况进行加热,到达过热态后记录其温度、压力变化.共得到 137 个测量结果,部分测量及计算结果见表 1~表 5. 其中 p 为压力, T 为温度, ρ_b 为密度公布值, δ 为相对误差.

表 1 密度的实验测试 ($\rho=48.43\text{ kg/m}^3$)

Table 1 Experimental measurements of density ($\rho=48.43\text{ kg/m}^3$)

p/MPa	T/K	$\rho_b/(\text{kg/m}^3)$	$\delta/\%$
1.3	599.39	48.16	0.57
1.4	632.25	47.95	0.99

续表

p/MPa	T/K	$\rho_b/(\text{kg/m}^3)$	$\delta/\%$
1.5	667.11	47.66	1.59
1.6	700.41	47.64	1.64
1.7	733.03	47.72	1.46
1.8	765.70	47.83	1.25
1.9	793.80	48.30	0.28
2.0	822.28	48.71	-0.57
2.1	842.30	49.7	-2.62

表 2 实验测试密度 ($\rho=50.18\text{ kg/m}^3$)

Table 2 Experimental measurements of density ($\rho=50.18\text{ kg/m}^3$)

p/MPa	T/K	$\rho_b/(\text{kg/m}^3)$	$\delta/\%$
1.1	526.34	51.00	-1.62
1.2	558.92	49.90	0.58
1.3	589.27	49.63	1.10
1.4	620.78	49.40	1.57
1.5	655.67	48.92	2.53
1.6	682.84	49.40	1.57
1.7	724.66	48.47	3.41
1.8	752.87	48.90	2.56
1.9	779.83	49.41	1.55
2.0	808.22	49.77	0.83
2.1	830.10	50.60	-0.83

表 3 实验测试密度 ($\rho=53.87\text{ kg/m}^3$)

Table 3 Experimental measurements of density ($\rho=53.87\text{ kg/m}^3$)

p/MPa	T/K	$\rho_b/(\text{kg/m}^3)$	$\delta/\%$
1.2	539.8	53.81	0.12
1.3	566.14	53.62	0.48
1.4	595.84	53.06	1.52
1.5	625.22	52.79	2.01
1.6	655.82	52.51	2.53
1.7	687.27	52.25	3.01
1.8	722.99	51.66	4.10
1.9	757.75	51.30	4.78
2.0	790.64	51.18	4.99
2.1	820.83	51.32	4.75

表 4 实验测试密度 ($\rho=59.78 \text{ kg/m}^3$)
Table 4 Experimental measurements of density
($\rho=59.78 \text{ kg/m}^3$)

p/MPa	T/K	$\rho_p/(\text{kg/m}^3)$	$\delta/\%$
1.1	499.84	59.07	1.19
1.2	521.9	58.69	1.82
1.3	544.41	58.55	2.06
1.4	568.41	58.29	2.49
1.5	594.19	57.89	3.16
1.6	616.63	58.26	2.54
1.7	647.99	57.29	4.16
1.8	675.64	57.08	4.51
1.9	702.64	57.04	4.58
2.0	726.69	57.38	4.01
2.1	751.33	57.65	3.56

表 5 实验测试密度 ($\rho=65.68 \text{ kg/m}^3$)
Table 5 Experimental measurements of density
($\rho=65.68 \text{ kg/m}^3$)

p/MPa	T/K	$\rho_p/(\text{kg/m}^3)$	$\delta/\%$
1.1	487.72	65.11	0.87
1.2	505.62	65.46	0.34
1.3	520.25	66.62	-1.43
1.4	541.32	65.71	-0.04
1.5	562.88	65.12	0.86
1.6	584.89	64.72	1.47
1.7	607.21	64.46	1.86
1.8	630.52	64.16	2.32
1.9	656.59	63.53	3.28
2.0	682.57	63.09	3.95
2.1	699.52	64.03	2.52

从表 1~表 5 可以看出,通过本文实验方法得到了 MM 在不同(T, p)点上的密度值,该结果与已有公布数据的平均相对误差仅为 2%。

2 基于 LSSVM 的密度预测模型

2.1 数据挖掘方法在密度预测中的应用

本文的实验方法可以准确的测量高温高压下工质的密度,但实验是在定密度下进行的,得到的数据是在该特定密度下温度随压力的变化,并非某个特定(T, p)点上的密度值,仅通过实验手段

实现特定(T, p)点对应密度的测量难度是很大的。

所以,为了得到 T - p 面上密度的连续值,就需要借助于合适的数据挖掘手段,而且所选取的数据挖掘方法需要具有以下能力:

1) 小样本问题处理能力

数据挖掘是在实验数据的基础上进行的,有时受到条件限制,实验数据往往相对较少,这就需要数据挖掘方法能够在数据量较少的情况下准确的挖掘出密度随温度压力的变化规律,即小样本问题处理能力。

2) 非线性性

由气体状态方程^[18]可知

$$\rho = \frac{M_r}{ZRT} \quad (3)$$

式中 M_r 为相对分子质量, R 为气体状态常数, Z 为压缩因子。

同时, Z 是关于温度和压力的函数,即

$$Z = Z(T, p) \quad (4)$$

由式(3)和式(4)可知,密度 ρ 与 T, p 存在函数关系

$$\rho = \rho(T, p) \quad (5)$$

这种关系具有一定的非线性。

LSSVM 作为数据挖掘方法的一种,对于小样本、非线性问题具有较为突出的处理能力^[19]。另外,与其他预测方法相比, LSSVM 不是一味追求经验风险最小,而是力求结构风险最小,从而提高了泛化能力。故本文选取 LSSVM 作为数据挖掘方法,提出了基于 LSSVM 的密度预测方法(density prediction based on LSSVM, DP-LSSVM)。

2.2 最小二乘支持向量机

研究人员在传统支持向量机^[20]的基础上,提出了 LSSVM^[21-22],提高了求解的速度和收敛的精度。设给定的训练集样本

$$\mathbf{S} = \{(\mathbf{x}_i, y_i) \mid i = 1, 2, 3, \dots, n\},$$

$$\mathbf{x}_i \in R^n, \quad y_i \in R$$

在特征空间中构造的最优决策函数为

$$y = f(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) + b \quad (6)$$

式中 $\boldsymbol{\omega}$ 为权向量, b 为偏置量, $\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x})$ 是核空间映射函数,式(6)可以用来估计未知的非线性函数。

根据结构风险最小化的原理,最优化问题就转为寻求最小函数 $f(\mathbf{x})$

$$\text{Min} \quad J(\boldsymbol{\omega}, e, b) = \frac{1}{2} \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\omega} + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^n e_i^2$$

$$\text{s. t.} \quad y_i = \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) + b + e_i; \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$e_i \geq 0; \quad i = 1, 2, \dots, l \quad (7)$$

式中 γ 是惩罚系数, 主要控制着对超出误差 e 的试验样本的惩罚程度, $J(\omega, e, b)$ 为损失函数。

为解决 ω 和 e 我们采用拉格朗日乘子法来求解这个二次规划问题, Lagrange 函数的定义式为

$$L(\omega, b, e, \alpha, \gamma) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^n e_i^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{ [\omega^T \varphi(\mathbf{x}_i)] + b + e_i - y_i \} \quad (8)$$

式中 α_i 为拉格朗日乘子。

利用 Karush-Kuhn-Tucher (KKT) 最优化条件对式(8)进行优化可得

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \rightarrow \omega = \sum_{i=1}^n \alpha_i \varphi(\mathbf{x}_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^n \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow \gamma \delta_i e_i = \alpha_i \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow [\omega^T \varphi(\mathbf{x}_i)] + b + e_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (9)$$

消去 ω 和 e , 整理得

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}_v^T \\ \mathbf{1}_v & \Omega + \frac{I}{\lambda} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中

$$\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_n], \quad \mathbf{1}_v = [1, \dots, 1]$$

$$\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_n]$$

采用核函数变换

$$\Omega_{ij} = \varphi(\mathbf{x}_i)^T \varphi(\mathbf{x}_j) = K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (11)$$

目前较常用的核函数为高斯径向基核函数^[19]

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = e^{-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\sigma^2}} \quad (12)$$

LSSVM 的拟合函数可表示为

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \quad (13)$$

2.3 基于 LSSVM 的密度预测方法

通过实验方法, 可以得到 n 组 ρ 与 (T, p) 的对应关系, 也就是 n 个预测模型的训练样本

$$\mathbf{S} = \{(\mathbf{x}_1, \rho_1), (\mathbf{x}_2, \rho_2), \dots, (\mathbf{x}_n, \rho_n)\} \quad (14)$$

其中 $\mathbf{x}_i = [T_i, p_i]$ 。

将 $(\mathbf{x}_i, \rho_i)$ 代入式(7), 并按照式(8)~式(10)求解优化问题, 得到最优解, 即拉格朗日乘子向量

$$\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)^T \quad (15)$$

ρ 与 T, p 的映射函数

$$\rho = \omega \cdot \varphi(T, p) + b \quad (16)$$

$$\omega = \sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot \varphi(T_i, p_i) \quad (17)$$

$$b = \rho_j - \sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot K[(T_i, p_i) \cdot (T_j, p_j)] + e_j \quad (18)$$

2.4 密度预测结果及误差分析

本文以 MM 为例, 建立 DP-LSSVM 模型。首先将表 1~表 5 中的实验数据作为训练样本(共 137 个)训练模型。通过模型优化, 最终得到 MM 的密度关于 T, p 的预测函数。其中, 核函数参数 $\sigma=7.2$, 拉格朗日乘子 α 为见表 6。

$$\rho = \rho(T, p) =$$

$$\sum_{i=1}^{137} \alpha_i K[(T, p), (T_i, p_i)] + 56.4491 \quad (19)$$

为了验证该预测函数的精度, 本文对 $T=600 \sim 850 \text{ K}$, $p=1.3 \sim 2.25 \text{ MPa}$ 范围内的密度进行预测, 并与公布的数据进行对比。部分预测及对比结果见表 7~表 12, ρ_c 为预测函数的计算值。

表 6 MM 的 DP-LSSVM 函数拉格朗日乘子

Table 6 Lagrange multiplier of DP-LSSVM model

$\alpha_{1 \sim 20}$	$\alpha_{21 \sim 40}$	$\alpha_{41 \sim 60}$	$\alpha_{61 \sim 80}$	$\alpha_{81 \sim 100}$	$\alpha_{101 \sim 120}$	$\alpha_{121 \sim 137}$
412.7	-165.9	-118.8	-148.7	-3223.0	-228.1	-123.6
312.4	-246.9	-226.6	-223.4	-303.0	-277.4	-43.68
259.0	-377.2	-251.1	-109.4	48.0	-358.5	11.6
15.9	-445.2	-297.1	-205.6	108.8	-153.4	-61.3
-0.7	-898.1	-305.5	-158.7	134.6	-627.6	10.9
-98.0	-286.6	-138.2	85.7	167.8	-447.9	28.4
-164.2	283.1	-232.2	115.4	166.5	-565.4	118.9
-147.4	259.9	-129.1	213.4	173.0	-393.9	124.7

续表						
$\alpha_{1\sim 20}$	$\alpha_{21\sim 40}$	$\alpha_{41\sim 60}$	$\alpha_{61\sim 80}$	$\alpha_{81\sim 100}$	$\alpha_{101\sim 120}$	$\alpha_{121\sim 137}$
-46.5	316.2	-209.8	310.2	215.8	755.3	-57.4
-110.4	154.6	-213.4	388.7	114.7	625.6	-65.0
-17.5	110.6	-298.9	356.7	-189.3	590.8	262.2
-3.8	82.0	-467.6	383.2	78.2	499.5	314.1
-97.6	119.0	-199.4	472.0	177.0	75.2	215.8
-208.0	19.6	-399.5	568.5	173.9	-333.2	156.6
-159.6	-351.2	-441.1	742.6	100.8	-244	80.3
-183.9	190	-269.2	780.3	97.8	-119.4	88.7
-92.7	334.8	-250.4	787.6	81.8	-37.4	125.7
-65.4	232	-106.8	855.6	-63.2	-15.9	
-82.3	74.6	-197.6	964.0	-181.4	24.8	
113.3	-43.9	-195.6	-672.2	-294.1	3.9	

表 7 DP-LSSVM 函数的密度预测 (T=600 K)			
Table 7 Prediction results of DP-LSSVM (T=600 K)			
p/MPa	$\rho_{\text{e}}/(\text{kg}/\text{m}^3)$	$\rho_{\text{p}}/(\text{kg}/\text{m}^3)$	$\delta/\%$
1.3	47.81	48.07	0.55
1.4	53.32	52.39	1.78
1.5	58.36	56.82	2.72
1.6	62.92	61.37	2.53
1.7	66.96	66.05	1.38
1.8	70.41	70.87	0.65
1.9	73.16	75.84	3.53

表 8 DP-LSSVM 函数的密度预测 (T=650 K)			
Table 8 Prediction results of DP-LSSVM (T=650 K)			
p/MPa	$\rho_{\text{e}}/(\text{kg}/\text{m}^3)$	$\rho_{\text{p}}/(\text{kg}/\text{m}^3)$	$\delta/\%$
1.3	41.63	42.37	1.74
1.4	46.23	45.95	0.63
1.5	50.71	49.57	2.29
1.6	55.05	53.26	3.37
1.7	59.20	56.99	3.86
1.8	63.02	60.79	3.67
1.9	66.33	64.65	2.60
2.0	68.87	68.57	0.45
2.1	70.44	72.55	2.91

表 9 DP-LSSVM 函数的密度预测 (T=700 K)			
Table 9 Prediction results of DP-LSSVM (T=700 K)			
p/MPa	$\rho_{\text{e}}/(\text{kg}/\text{m}^3)$	$\rho_{\text{p}}/(\text{kg}/\text{m}^3)$	$\delta/\%$
1.3	38.36	38.24	0.31
1.4	41.57	41.36	0.52
1.5	45.02	44.50	1.16
1.6	48.73	47.68	2.20
1.7	52.63	50.88	3.44
1.8	56.54	54.10	4.51
1.9	60.19	57.36	4.94
2.0	63.25	60.65	4.30
2.1	65.43	63.96	2.29
2.2	66.52	67.31	1.18

表 10 DP-LSSVM 函数的密度预测 (T=750 K)			
Table 10 Prediction results of DP-LSSVM (T=750 K)			
p/MPa	$\rho_{\text{e}}/(\text{kg}/\text{m}^3)$	$\rho_{\text{p}}/(\text{kg}/\text{m}^3)$	$\delta/\%$
1.3	36.24	35.03	3.43
1.4	37.91	37.83	0.22
1.5	40.16	40.64	1.16
1.6	43.07	43.46	0.90
1.7	46.56	46.30	0.57
1.8	50.42	49.15	2.58
1.9	54.30	52.01	4.40
2.0	57.81	54.90	5.31
2.1	60.57	57.79	4.81
2.2	62.33	60.70	2.67

表 11 DP-LSSVM 函数的密度预测
($T=800\text{ K}$)

Table 11 Prediction results of DP-LSSVM
($T=800\text{ K}$)

p/MPa	$\rho_e/(\text{kg}/\text{m}^3)$	$\rho_p/(\text{kg}/\text{m}^3)$	$\delta/\%$
1.75	41.97	43.95	4.51
1.85	45.84	46.53	1.48
1.95	49.81	49.12	1.41
2.05	53.43	51.72	3.32
2.15	56.33	54.32	3.70
2.25	58.26	56.93	2.34

表 12 DP-LSSVM 函数的密度预测
($T=850\text{ K}$)

Table 12 Prediction results of DP-LSSVM
($T=850\text{ K}$)

p/MPa	$\rho_e/(\text{kg}/\text{m}^3)$	$\rho_p/(\text{kg}/\text{m}^3)$	$\delta/\%$
2.00	44.32	46.78	5.26
2.05	46.22	47.96	3.63
2.10	48.00	49.15	2.34
2.15	49.62	50.34	1.43
2.20	51.04	51.53	0.94
2.25	52.25	52.72	0.88

从表 7~表 12 及图 2 和图 3 可以看出,MM 的 DP-LSSVM 函数的预测结果较为理想,平均相对误差约为 2.4%,超临界区域内的最大偏差也在 5.3% 以内,验证了模型的精度。

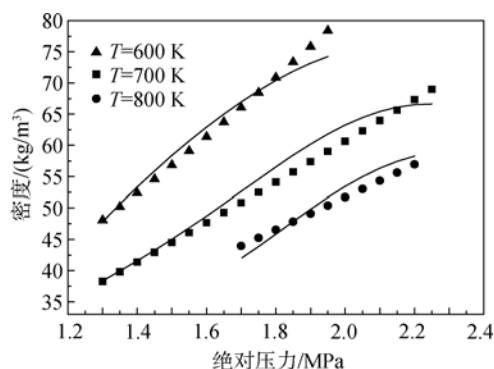


图 2 密度的预测值
($T=600, 700, 800\text{ K}$)

Fig. 2 Prediction result
($T=600, 700, 800\text{ K}$)

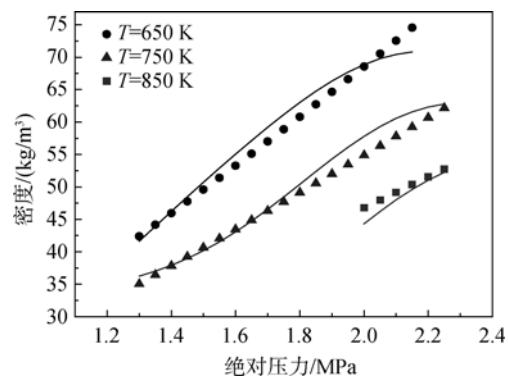


图 3 密度的预测值($T=650, 750, 850\text{ K}$)

Fig. 3 Prediction result ($T=650, 750, 850\text{ K}$)

3 结 论

针对高温高压密度测量的问题,设计出了高温高压下密度测量的实验方法,提出了 DP-LSSVM 密度预测模型.并以 MM 为例,利用本文方法对其高温高压密度进行测量与预测,其结果的平均相对误差为 2.4%,证明了本文方法的有效性.同时得到以下结论:

1) 密度的实验测量方法所需设备简便,避免了过多复杂环节对测量精度的影响,保证了测量精度。

2) DP-LSSVM 密度预测模型可以较为精确的得到 $T-p$ 面上的预测函数及密度的连续值。

3) 该方法不需要事先设定函数形式,同时对于样本数目较少以及非线性问题具有良好的处理效果。

参考文献:

- [1] LI Jing, PEI Gang, LI Yunzhu, et al. Evaluation of external heat loss from a small-scale expander used in organic Rankine cycle [J]. Applied Thermal Engineering, 2011, 31 (14): 2694-2701.
- [2] WANG Zhiqi, ZHOU Naijun, LUO Liang, et al. Comparison of thermodynamic performance for waste heat power generation system with different low temperature working fluids [J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2010, 41 (6): 2424-2429.
- [3] Brown B P, Argrow B M. Application of Bethe-Zel'dovich-Thompson fluids in organic Rankine cycle engines [J]. Journal of Propulsion and Power, 2000, 16 (6): 1118-1124.
- [4] Zamfirescu C, Dincer I. Performance investigation of high-temperature heat pumps with various BZT working fluids [J]. Thermochimica Acta, 2009, 488 (1): 66-77.
- [5] Ozcan O, Ozgener O. Energetic and exergetic performance analysis of Bethe-Zeldovich-Thompson (BZT) fluids in geothermal heat pumps [J]. International Journal of

- Refrigeration, 2011, 34(8): 1943-1952.
- [6] WANG Lianwen, MEI Qingsong. Density measurement of liquid metals using dilatometer[J]. Journal of Materials Science and Technology, 2006, 22(4): 569-571.
- [7] ZHANG Jianming, ZHANG Weigang, WANG Yawei, et al. Study on high pressure physical properties of diesel oil[J]. Chinese Journal of High Pressure Physics, 2005, 19(1): 41-44.
- [8] Lugo L, Segovia J J, Martin M C, et al. An experimental setup for isobaric heat capacities for viscous fluids at high pressure: squalane, bis (2-ethylhexyl) sebacate and bis (2-ethylhexyl) phthalate[J]. Journal of Chemical Thermodynamics, 2012, 49(1): 75-80.
- [9] Pornsin-Sirakot T N, Taiy Y C, Nassef H, et al. Titanium-alloy MEMS wing technology for a micro aerial vehicle application[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2001, 89(1/2): 95-103.
- [10] Taylor B, Bil C, Watk S, et al. Horizon sensing attitude stabilization: a VMC autopilot[R]. Bristol, UK: 18th International UAV Systems Conference, 2003.
- [11] Morikawa Y, Yoshikawa M, Kohagura J, et al. Density fluctuation measurements by using the Fraunhofer diffraction method in GAMMA10[J]. Journal of Instrumentation, 2013, 8(12): 12014. 1-12014. 6.
- [12] 曹建明, 李根宝. 高等工程热力学[M]. 北京: 北京大学出版社, 2010.
- [13] Bamgbade B A, Wu Y, Baled H O, et al. Experimental density measurements of bis (2-ethylhexyl) phthalate at elevated temperatures and pressures[J]. Journal of Chemical Thermodynamics, 2013, 63(4): 102-107.
- [14] 朱斌, 殷晨波, 陶春旻, 等. 基于恒流配气方式的微气体传感器测试系统研究[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(12): 2681-2687.
- ZHU Bin, YIN Chenbo, TAO Chunmin, et al. Research on the micro gas sensor test system based on constant gas-distribution method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(12): 2681-2687. (in Chinese)
- [15] Travis J R, Koch D P, Xiao J, et al. Real-gas equations-of-state for the GASFLOW CFD code[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2011, 38(9): 8132-8140.
- [16] Abbas R, Schedemann A, Ihmels C, et al. Measurement of thermophysical pure component properties for a few siloxanes used as working fluids for organic Rankine cycles[J]. Industrial and Engineering Chemistry Research, 2011, 50(16): 9748-9757.
- [17] Abbas R, Ihmels E C, Enders S, et al. Measurement of transport properties for selected siloxanes and their mixtures used as working fluids for organic rankine cycles[J]. Industrial and Engineering Chemistry Research, 2011, 50(14): 8756-8763.
- [18] 何龙标, 何闻, 杨平, 等. 基于气体状态方程的次声声压源的研究与实现[J]. 电子测量与仪器学报, 2013, 27(7): 589-595.
- HE Longbiao, HE Wen, YANG Ping, et al. Research and realization of infrasound pressure source based on the gas state equation[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2013, 27(7): 589-595. (in Chinese)
- [19] 韩中合, 朱霄珣. 基于信息熵的支持向量回归机训练样本长度选择[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(20): 112-116.
- HAN Zhonghe, ZHU Xiaoxun. Selection of training sample length in support vector regression based on information entropy[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(20): 112-116. (in Chinese)
- [20] Vapnik V N. An overview of statistical learning theory[J]. IEEE Transaction on Neural Network, 1999, 10(5): 988-999.
- [21] WANG Xianfang, CHEN Jindong, LIU Chunbo, et al. Hybrid modeling of penicillin fermentation process based on least square support vector machine[J]. Chemical Engineering Research Design, 2010, 88(4): 415-420.
- [22] Chamkalani A, Zendehboudi S, Chamkalani R, et al. Utilization of support vector machine to calculate gas compressibility factor[J]. Fluid Phase Equilibria, 2013, 358(25): 189-202.

(编辑: 叶 青)