

doi: 10.3788/gzxb20144302.0230001

基于近红外光谱的润滑油中含水量 T-S 模糊辨识

陈彬, 刘阁

(重庆工商大学 废油资源化技术与装备教育部工程研究中心, 重庆 400067)

摘 要: 油中含水量近红外光谱具有复杂性、非线性和难以用明确数学模型表达的特点, 利用无信息变量消除法提取有效波长, 采用模糊 C 均值聚类算法得出输入空间的划分和聚类中心, 结合递推最小二乘法辨识后件参量, 建立了润滑油的近红外光谱与含水量的 Takagi-Sugeno 模糊模型. 将该辨识算法与偏振最小二乘法模型进行比较, 并对实测数据进行了验证. 结果显示: 经无信息变量消除法提取 34 个特征波长建立的 Takagi-Sugeno 模型能够精确地反映出润滑油光谱数据与含水量的关系, 其对验证集样本进行预测的相关系数和均方根误差分别为 0.964 6 和 $1.531 2 \times 10^{-4}$, 获得了满意的预测准确度. 实验结果验证了应用光谱技术检测油中含水量的可行性, 同时也为油中其他污染物的在线监测提供了新方法.

关键词: 近红外光谱; 油中含水量; 无信息变量消除法; T-S 模型

中图分类号: O657.33

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2014)02-0230001-5

Analysis on Near Infrared Spectroscopy of Water Content in Oil Using T-S Fuzzy Identifying Model

CHEN Bin, LIU Ge

(Engineering Research Centre for Waste Oil Recovery Technology and Equipment, Ministry of Education, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China)

Abstract: The model of near infrared spectroscopy of water content in oil is complex, nonlinear, and difficult to be specified with mathematical methods. Uninformative variables elimination was applied to the extraction of effective wavelengths, and fuzzy C-means clustering algorithm was applied to obtain the input space location and the clustering center. By identifying the consequent parameters with recursive least-squares method, Takagi-Sugeno, a fuzzy model of near infrared spectroscopy of water content in oil, was established. This identification algorithm was compared with Partial Least Squares model and tested by experimental data. The results indicate: the Takagi-Sugeno model, constructed by a total of 34 variables selected by uninformative variables elimination, can accurately reflect the relation between near infrared spectral data of oil and moisture content; the correlation coefficient the model predicted for the samples from validation set is 0.964 6 and the root of mean square error is $1.531 2 \times 10^{-4}$, which are satisfactory. The experimental results verify that it is feasible to detect the water content in oil by means of near infrared spectroscopy, which also offers a new alternative approach for the on-line monitoring of other contamination content in oil.

Key words: Near infrared spectroscopy; Water content in oil; Uninformative variables elimination; Takagi-Sugeno (T-S) fuzzy model

OCIS Codes: 300.6340; 300.1030; 300.6190; 300.6550; 000.4430

基金项目: 国家自然科学基金(No. 51375516)、重庆市自然科学基金(No. cstc2011jjA90001)、重庆市教育科学技术研究项目(Nos. KJ120721, KJ130710)、重庆市基础与前沿研究计划项目(Nos. cstc2013jcyjA90021)和重庆高校优秀成果转化项目(Nos. KJZH11211)资助

第一作者: 陈彬(1972-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为污染控制监测技术. Email: hustchb@163.com

收稿日期: 2013-07-03; **录用日期:** 2013-09-04

<http://www.photon.ac.cn>

0 引言

润滑油在使用的过程中,会因为种种原因混入水分,使油液理化性能发生变化^[1-2],影响整个系统的正常工作,且极易生成稳定的乳化液、加速油的氧化过程和降低油润滑性,是仅次于固体颗粒物的一种污染^[3].因而有效地分析油中的含水量,及时采取合理的治理措施一直是工业用油的研究热点之一.北京理工大学陈祥光等^[4]采用短波型含水测定仪,在线测量储罐原油含水率;中国计量学院陈卫民等^[5]基于变介电常量式电容传感器的润滑油品含水率变送器,实现对液压油含水率(1~4%)快速检测.张传胜^[6]采用荧光法设计了水中油检测仪,可实现工业用水的在线检测、报警和自动控制等功能.实验表明,可以对油含量 $<1.0 \times 10^{-7}$ 的工业用水进行检测.由于油中含有颗粒污染物,会干扰含水量的测量,因而这些方法主要用于测试油液中含水量较高的情况.

近红外光谱法不仅与其它许多分析方法一样,能进行定性和定量分析,而且该方法是鉴定化合物和测定分子结构的最有用方法之一.它测量的主要是含氢基团 X-H 振动的倍频和合频吸收^[7-10].润滑油的主要结构和组分在近红外区能得到稳定而明显的光谱信息,因此,近红外光谱分析技术可用于油中含水量的检测分析. Van de Voort F R 等人基于试剂反应和红外差谱技术提出了一种测定润滑油中水含量的方法^[11].该方法通过二甲基亚砷(DMP)试剂与润滑油中的水反应得到丙酮,然后根据红外光谱的 C=O 峰强度计算出水的浓度.这种方法可以测定压缩机油、齿轮油中低至 50×10^{-6} 的水含量.但由于碱性组分碳酸钙添加剂的影响,该方法对汽轮机油和柴油机油中水含量的分析存在较大的误差.燕山大学毕卫红等采用傅里叶变换近红外光谱仪用于输油管道油和水含量的实时在线测量系统^[12].

Takigi-Sugeno 于 1985 年提出的 T-S 模糊模型是模糊建模技术的一个发展分支,被描述为通过隶属度函数表示的几个局部线性模型的分段插值,并被证明可以任意准确度逼近非线性系统,可以将现代复杂非线性系统转化为多个模糊规则,其规则后件具有线性特性.因而本文针对润滑油中含水量近红外光谱提出了一种 T-S 模糊模型一体化辨识方法.利用无信息变量消除法(Uninformative Variables Elimination, UVE)寻找近红外光谱中含有最低限度冗余信息的主成分变量组,然后运用 T-S 模糊模型,能够比较精确地反映出润滑油光谱数据与含水量之间的关系,从而有效实现油中含水量近红外光谱特征的回归建模和预测,并将 UVE 算法提取特征波长建立的油中含水量检测模型与全波段偏最小二乘(Partial Least Squares,

PLS)回归模型的性能进行比较,为实施油品中含水量乃至其他污染物的快速无损检测提供依据.

1 实验材料与方法

1.1 试验材料与数据采集

试验油样共 57 组,试验在温度 25℃,湿度 60% 的实验室环境中进行.采用 46# 汽轮机油经过 TY-II/1 000 型透平油专用滤油机充分蒸发脱水 5 h 后作为“纯”油使用为第 1 组,然后用 0.5 μL 微量移液管依次递增加入 2 μL 蒸馏水,直到第 48 组,此时油中含水量为 0.102%.从第 49 组开始依次递增加入 6 μL 蒸馏水,直到第 57 组,此时油中含水量为 0.156%.把配好的油样放置到超声波清洗机中振荡 90 min,温度设定为 50℃,使油水混合均匀.对每组样品的含水量测定采用 SF-5 型卡尔-费休库仑法(卡氏电量法)微量仪,每个样品分 3 份进行测量,计算平均值作为样品含水量.

近红外光谱由 NIRQuest-512 光谱仪(Ocean Optics, USA)采集,配备 InGaAs 检测器,光源为 50 W 石英卤素灯(波长范围 900~1 700 nm),光谱分辨率 4 nm,扫描次数 32 次.为保证光谱的代表性,每个样品在中心部位附近不同区域上重复采集 3 次,计算其平均光谱作为样品的光谱.在 900~1 700 nm 波段范围内(共 512 个变量)光谱用于分析.其中随机选取 45 组油样为校正集,其余 12 组作为验证集,其样本含水量的分布如表 1 所示.数据处理在 Matlab7.7(The MathWorks, Inc., USA)中进行.

表 1 样本含水量的分布

Table 1 Statistical description of water content

Data set	Samples	Min	Max	Mean	SD/%
Calibration set	45	0.000 65	0.000 10	0.001 56	0.040
Validation set	12	0.000 73	0.000 08	0.001 38	0.033

1.2 光谱数据的预处理

原始光谱数据采集时受到温度以及来自高频随机噪音、样本不均匀、基线漂移、光散射等不利因素的影响,因而需采取一定的预处理方法来实现最优的建模效果.57 组油样的近红外光谱吸收谱图经过一阶导数处理后光谱如图 1 所示,在 1 200、1 400 和 1 700 nm 附近有明显的吸收峰存在,其中 1 400 nm 附近对应 H-O

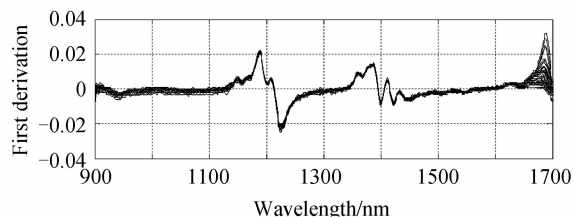


图 1 一阶导数处理后的红外光谱吸收谱
Fig. 1 First derivation of near infrared spectra

键的一倍频波长位置.能有效地消除原始光谱的基线漂移和背景噪音,同时也强化了谱带特征.

原始光谱经过一阶导数处理后,建立油中含水量的预测模型使用全波 900~1 700 nm 的信息,计算量大,处理时间长,且模型的准确度有待提高,因此需要有效的波长选择方法提取有效波长,进一步优化模型.因采用集噪音和浓度信息于一体,能有效消除非目标因素影响的无信息变量消除法(UVE),该方法首先在光谱矩阵中加入相同于自变量矩阵的变量数目的随机变量矩阵(即噪音),建立近红外光谱数据与含水量的 PLS 模型,判定有效信息与无效信息的准则为回归系数矩阵中回归系数向量的平均值和标准偏差的商的相关性;然后通过交叉验证逐一剔除小于此值的对应变量.图 2 为经过无信息变量消除法(UVE)选取的有效波长.

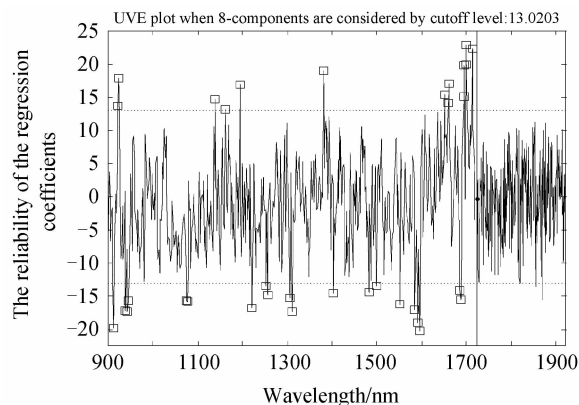


图 2 无信息变量消除法(UVE)选取的有效波长
Fig. 2 The effective wavelength selected by UVE

可见选取的准则值为 13.020 3(图中两条水平虚线),在 900~1 700 nm 全谱范围内,有 34 个波长的回归系数矩阵中回归系数向量的平均值和标准偏差的商大于于此值(图中以小方块表示).选择的波长主要集中在 H-O 键(油中含水量)的合频附近 1 600~1 700 nm、一倍频 1 400~1 600 nm 和二倍频 900~1 000 nm 处,具有含水量光谱的物理特征意义,且将波长数据由 512 个降为 34 个,可有效简化校正模型.

2 油中含水量近红外光谱的模糊建模

根据上述的实验方法,油中含水量近红外光谱 T-S 模糊辨识为 MISO 系统,采用的模糊模型为仿射 T-S 模糊模型,利用 C 均值模糊聚类算法确定输入空间的划分和模糊规则数目等;参量辨识是根据模型结构,采用递推最小二乘法来辨识模型参量.其中:输入变量 $x(k)$ 为润滑油的近红外光谱集,输出变量 $y(i)$ 为含水量, k 表示 900~1 700 nm 的无信息变量消除法(UVE) 34 个波长, i 表示不同的样本序号.采用输入-输出组合 I 和 II 来验证所建模型的有效性,其中, I 用于检验模型拟合准确度和泛化能力,即校正集,共有 45 组, II 用

于检验模型的有效性,有 12 组数据对.

2.1 基于模糊聚类辨识前件结构及参量

Bezdek 等推广的 FCM (Fuzzy C-Means Algorithm, FCM) 模糊聚类算法^[13],设计简单,解决问题范围广,是基于目标函数的聚类方法.模糊聚类方法由于无须监督控制,可以按着某一规则寻优,快速且有效,因此模糊聚类的中心问题是设定合理的聚类指标,根据该指标所确定的聚类中心可使模糊输入空间划分最优.

$$J(Z, U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m \|z_k - v_i\|_A^2 \quad (1)$$

式中, Z 是待聚类的有限数据集, $U = [\mu_{ik}]$ 为 Z 的模糊划分, $V = (v_1, v_2, \dots, v_c)$ 为聚类中心向量, c 为聚类数目, N 为样本数目, μ_{ik} 为数据点 z_k 相对于聚类中心 v_i 的隶属度,并且满足 $\mu_{ik} \in [0, 1]$ 和 $\sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1, m \in [1, \infty]$ 为模糊指数.

利用 Lagrange 乘法来优化目标函数式(1),得到使式(1)具有最小点的 (U, V) 条件为

$$\mu_{ik} = 1 / \sum_{j=1}^c (D_{ik}^2 / D_{jk}^2)^{2/(c-m-1)} \quad (2)$$

$$v_i = \sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m z_k / \sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m \quad (3)$$

式中 $i=1, 2, \dots, c, D_{ik}^2$ 为平方内积距离范数, $D_{ik}^2 = \|z_k - v_i\|_A^2 = (z_k - v_i)^T A (z_k - v_i)$, A 决定着聚类的形状, FCM 中一般取 $A = I$.

FCM 聚类算法^[14-15]如下:

- 1) 选择聚类数目 $c=1$ 、模糊指数 $m=2$, 赋模糊划分矩阵 U 初值,迭代次数 1,迭代中止条件 $\epsilon > 0$;
- 2) 根据式(3)更新聚类中心 v_i ;
- 3) 更新距离范数 D_{ik}^2 ;
- 4) 根据式(2)更新模糊划分矩阵 U ;
- 5) 如果 $\|U^{(l+1)} - U^{(l)}\| < \epsilon$ 则中止,否则 $l = l+1$ 转 2)。

2.2 基于递推最小二乘法辨识 T-S 模型后件参量

则 T-S 模型可以由 r 条模糊规则组成的集合来表示,其中第 i 条模糊规则形式为

$$\begin{aligned} R^i: & \text{if } x_1 \text{ is } A_1^i \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^i \text{ and } \dots \text{ and } x_m \text{ is } A_m^i \\ & \text{then } y^i(k) = p_0^i + p_1^i x_1^i + p_2^i x_2^i + \dots + p_m^i x_m^i \\ & i=1, 2, \dots, r \end{aligned} \quad (4)$$

这里, R^i 表示第 i 条模糊规则; A_j^i 为模糊子集,其隶属度函数中的参量称为前件参量; y^i 为第 i 条规则的输出; p_j^i 是结论参量; $x_1(\cdot), x_2(\cdot), \dots, x_m(\cdot)$ 是输入变量; $y(\cdot)$ 是输出变量.

式(1)所给出的第 i 条模糊规则的激活度为 $\mu^i(x) = \prod_{j=1}^m A_j^i(x_j)$, Π 是模糊算子,通常采用取小运算或乘积运算.

定义 $\beta_i = \mu^i / \sum_{j=1}^r \mu^j$, β_i 为各个规则的加权平均 i 条

规则的有效函数,则近红外油中含水量的 T-S 模糊辨识系统的输出为

$$y = \sum_{i=1}^r \mu^i y^i \sum_{i=1}^r \mu^i = \sum_{i=1}^r \beta_i y^i = \sum_{i=1}^r \beta_i (p_0^i + p_1^i x_1 + p_2^i x_2 + \dots + p_m^i x_m) \quad (5)$$

通过实验测定一组输入输出数据 $x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{mi} \rightarrow y_i (i=1, 2, \dots, 45)$ 时,我们可以用递推最小二乘法得到结论参量.

令 X 为 $N \times r(m+1)$ 矩阵, Y 为 N 维向量, P 为 $r(m+1)$ 维向量,则

$$X = \begin{bmatrix} \lambda_{11}, \dots, \lambda_{r1}, \lambda_{11}x_{11}, \dots, \lambda_{r1}x_{11}, \dots, \lambda_{11}x_{m1}, \dots, \lambda_{r1}x_{m1} \\ \vdots \\ \lambda_{1N}, \dots, \lambda_{rN}, \lambda_{1N}x_{1N}, \dots, \lambda_{rN}x_{1N}, \dots, \lambda_{1N}x_{mN}, \dots, \lambda_{rN}x_{mN} \end{bmatrix}$$

$$Y = [y_1, \dots, y_N] \quad (6)$$

$$P = [p_0^1, \dots, p_0^r, p_1^1, \dots, p_1^r, \dots, p_m^1, \dots, p_m^r]$$

则 $Y = XP$.

P 的最小二乘估计为 $P^* = (X^T X)^{-1} X^T Y$. 为了迭代优化参量矩阵 P 以及避免矩阵求逆,本文采用递推最小二乘算法. 令 X 的第 k 个行向量为 x_k , Y 的第 k 个分量为 y_k , 则递推算公式为

$$P_{k+1} = P_k + K_k (y_{k+1} - x_{k+1} P_k)$$

$$K_k = S_k x_{k+1}^T (1 + x_{k+1} S_k x_{k+1}^T)^{-1} \quad (7)$$

$$S_{k+1} = S_k - K_k x_{k+1} S_k \quad k=0, 1, \dots, N-1$$

初始条件为: $P_0 = 0, S_0 = aI$. a 一般取大于 10 000 的实数. I 是 $L \times L (L=r(m+1))$ 的单位阵. 参量辨识的目的是使如下性能指标最小,即

$$J = \left(\sum_{i=1}^N y_i - \hat{y}_i \right)^2 / N \quad (8)$$

式中 y_i 为实际输出, \hat{y}_i 为模型输出.

3 油中含水量近红外光谱的 T-S 模糊辨识

通过无信息变量消除法(UVE),对原始光谱数据进行提取有效波长,分别作为偏最小二乘回归 PLS 模型以及 T-S 模糊辨识的输入变量,油中含水量作为输

出变量,它们的校正集和验证集的预测结果如表 2.

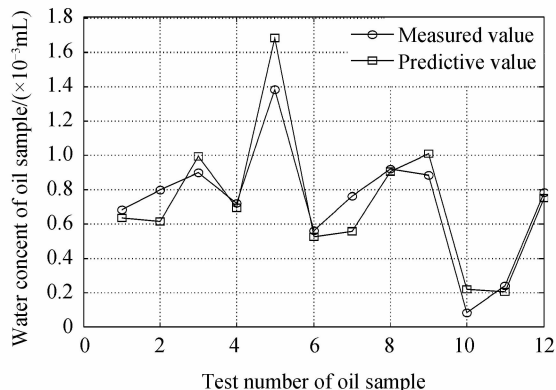
表 2 UVE-T-S 模型和 UVE-PLS 模型的预测

Table 2 The prediction results by UVE-PLS and UVE-T-S models

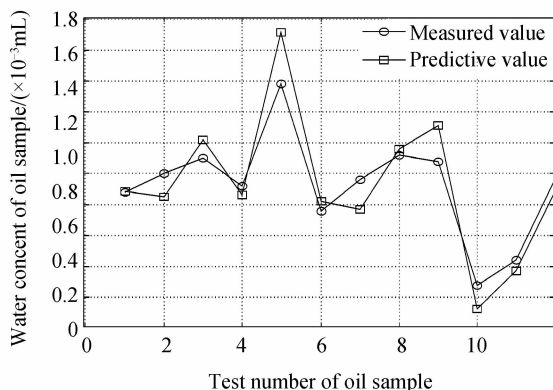
Model	Selected/Latent	Calibration set		Validation set	
		Correlation coefficient	RMSE/ coefficient ($\times 10^{-5}$)	Correlation coefficient	RMSE/ coefficient ($\times 10^{-4}$)
PLS	34/3	0.983 9	7.120 3	0.939 3	1.354 3
T-S	34/	0.996 6	3.278 4	0.964 6	1.531 2

通过对不同模型建模和预测效果的比较分析, UVE-T-S 模型比 UVE-PLS 模型在校正集和验证集的预测相关系数都有所提高,说明 T-S 模糊辨识能有效地预测近红外油中含水量的大小,其对验证集样本进行预测的相关系数和均方根误差分别为 0.964 6 和 $1.531 2 \times 10^{-4}$, 获得了满意的预测准确度.

图 3(a)、(b)为验证集的 PLS 以及 T-S 模糊辨识结果与实测值的比较,可以看到两个模型的输出较好地跟踪含水量的变化,虽然在个别的突变点预测值不太精确,但模型仍然较满意地描述了润滑油中的含水量的变化特征. T-S 辨识预测值整体上与实测值的偏差较为均匀,而 PLS 模型预测值整体比实测值偏小,从图 3(c)PLS 模型以及图 3(d)T-S 模型的预测值与实测值的相关图中也反映了这个现象. 另外 T-S 模型的预测精确性较高的原因是除了验证集的第 5 # 数据与实测值误差较大外,其他的数据都较均匀地分布在回归直线的附近,且离回归直线的距离较近,而 PLS 模型的预测误差较大的原因,由图 3(c)可见,数据 5 #、2 #、7 # 离回归直线的距离较远,从而影响了 PLS 模型的整体预测准确度. 由于实验数据样本有限,特别是现场测试数据有一定误差,两种模型的预测准确度都有待提高,如增加实验数据的样本量,减少现场测试数据的误差,有利于进一步提高预测的准确度. 但随着 T-S 辨识系统训练的进行,系统辨识误差越来越小,最终取得满意的辨识效果.



(a) PLS predicted and measured values comparison



(b) T-S predicted and measured values comparison

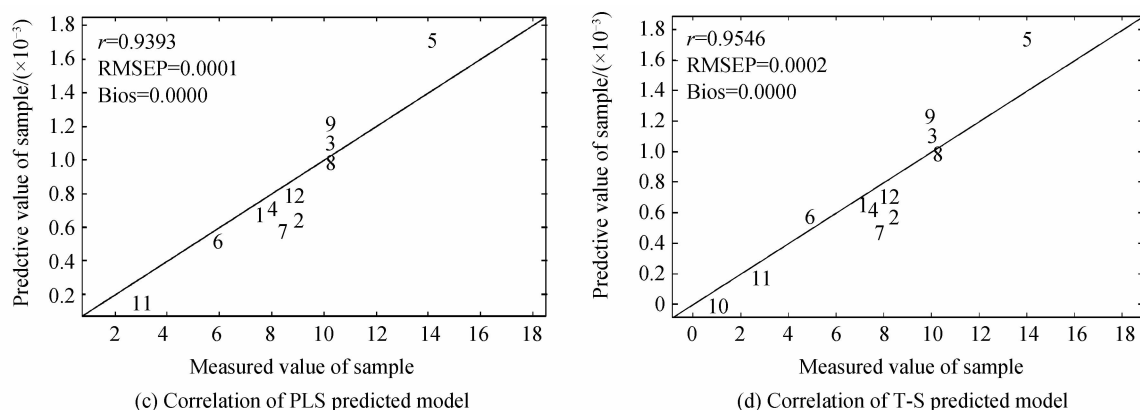


图3 PLS 和 T-S 预测值与实测值的比较

Fig. 3 PLS and T-S predicted and measured values comparison

4 结论

运用 UVE 选择油中含水量的近红外光谱波长,可以充分利用所提取有效波长的线性和隐含的非线性信息,结合 T-S 模型可以快速准确的预测润滑油中含水量,为进一步研究油中其他污染物信息的快速检测,进行润滑油的在线监测奠定了基础。主要结论为:

1) 油中含水量近红外原始光谱经过一阶导数处理采用 UVE 在 900~1 700 nm 全谱范围内,选取了 34 个有效波长,选择的波长主要集中在 H-O 键(油中含水量)的合频附近 1 600~1 700 nm、一倍频 1 400~1 600 nm 和二倍频 900~1 000 nm 处,具有含水量光谱的物理特征意义。

2) 利用实测油中含水量的近光谱数据,辨识出了 T-S 模型的结构,然后采用模糊 C 均值聚类算法得出输入空间的划分和聚类中心,并结合递推最小二乘法辨识后件参量,实现了含水量的模糊建模。

3) 运用 T-S 模糊模型,能够比较精确地反映出润滑油光谱数据与含水量之间的关系,对验证集样本进行预测的相关系数和均方根误差分别为 0.964 6 和 $1.531 2 \times 10^{-4}$,从而有效实施油中含水量近红外光谱特征的回归建模和预测。

参考文献

[1] ALINEZHAD K, HOSSEINI M, MOVAGARNEJAD K. Experimental and modeling approach to study separation of water in crude oil emulsion under non-uniform electrical field [J]. *Korean Journal of Chemical Engineering*, 2010, **27**(1): 198-205.

[2] VAN de Voort F R, SEDMAN J, COCCIARDI R, et al. A method for detecting water in organic solvents [J]. *Organic Letters*, 2007, **72** (1): 289-295.

[3] LIU Ge, CHEN Bin, ZHANG Xian-ming, et al. Mechanism of demulsification of emulsified oil by water hammer harmonic [J]. *Petrochemical Technology*, 2011, **40**(6): 618-623.

刘阁,陈彬,张贤明,等.乳化油液水击谐波破乳技术的机理研究[J]. *石油化工*, 2011, **40**(6): 618-623.

[4] CHEN Xiang-guang, XUE Jin-cheng, FU Ruo-nong. Study on computation technique in real time to dynamic oil quantity and measurement in online to water content ratio of crude oil tanks

[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2000, **21**(6): 569-574.

陈祥光,薛锦诚,傅若农.储罐原油含水率在线测量及动态油量计量技术的研究[J]. *仪器仪表学报*, 2000, **21**(6): 569-574.

[5] CHEN Wei-min, QIAN Xiao-yao, HU Xing-fu. The developed hydraulic lubrication system oil moisture content of online testing [J]. *Hydraulic and Pneumatic*, 2007, **30**(11): 74-76.

陈卫民,钱晓耀,呼兴福.液压润滑系统油品含水率在线检测的研制[J]. *液压与气动*, 2007, **30**(11): 74-76.

[6] ZHANG Chuan-sheng. Novel oil-in-water on-line detection system [J]. *Optical Mechanical and Electronic Information*, 2010, **52**(8): 57-60.

张传胜.新型水中油在线检测系统设计[J]. *光机电信息*, 2010, **52**(8): 57-60.

[7] CHEN Bin, LIU Ge, ZHANG Xian-ming, et al. Identification of mechanical properties of HVAS coating based on T-S fuzzy model [J]. *Chinese Journal of Computational Mechanics*, 2012, **29**(3): 458-463.

陈彬,刘阁,张贤明,等. HVAS 涂层力学性能的 T-S 模糊辨识 [J]. *计算力学学报*, 2012, **29**(3): 458-463.

[8] 刘建学.实用近红外光谱分析技术[M].北京:科学出版社, 2008: 12-21.

[9] BALABIN R M, SMIRNOV S V. Variable selection in near-infrared spectroscopy: benchmarking of feature selection methods on biodiesel data [J]. *Analytica Chimica Acta*, 2011, **692**(1-2): 63-72.

[10] ARAÚJO M C U, SALDANHA T C B, GALVÃO R K H, et al. An integration of modified uninformative variable elimination and wavelet packet transform for variable selection [M]. RSC Publishing, 2001.

[11] VAN de Voort F R, SEDMAN J, YAYLAYAN V, et al. Measuring moisture in lubricants with FTIR: An alternative to Karl Fischer Titration [J]. *Applied Spectroscopy*, 2004, **58**(2): 193-198.

[12] BI Wei-hong, TANG Yu-jun, LI Chao. Pipeline oil and water content of near-infrared spectrometer on-line detection technology [C]. Hangzhou, China: The Academic Conference of Chinese Optical Society, 2004.

毕卫红,唐予军,李超.输油管道油和水含量的近红外光谱仪在线检测技术[C].中国杭州:中国光学学术会议, 2004.

[13] BEZDEK J C, EHRLEH R, FULL W. FCM: the fuzzy c-means clustering algorithm [J]. *Computers and Geosciences*, 1984, **10**: 191-203.

[14] HE You-guo, JING Yuan-wei, YAN Ming. Variable structure control of nonlinear time-delay systems based on T-S fuzzy model [J]. *Journal of System Simulation*, 2008, **20** (5): 1246-1250.

[15] SUN Han, ZHU Ke-jun. The evaluation of competitiveness of mineral resources based on FCM and RS [J]. *Systems Engineering*, 2008, **26**(4): 61-66.