

# 基于 KFCM 和 AMDE—LSSVM 的软测量建模方法

姜哲宇, 刘元清, 朱湘临, 王博

(江苏大学 电气信息工程学院, 江苏 镇江 212013)

**摘要:** 针对软测量建模过程中模型存在失效问题, 提出了一种基于 KFCM 和 AMDE—LSSVM 多模型的软测量建模方法: 首先, 采用核模糊 C 均值聚类 (Kernel-based fuzzy c-means algorithm, KFCM) 对训练样本数据进行划分, 然后利用最小二乘支持向量机 (least squares vector machina, LS-SVM) 对每个聚类建立子模型, 并使用自适应变异差分进化算法 (Adaptive Mutation different evolution, AMDE) 对最小二乘向量机中的径向基宽度和惩罚系数进行寻优; 将提出的算法用于秸秆发酵关键参数乙醇浓度、基质浓度 (总糖浓度)、菌体浓度检测中, 通过软测量建模得到的预测值与离线化验值进行对比, 证明方法的有效性; 实验结果表明, 改进后的算法克服了差分进化算法中容易陷入局部最优, 早熟收敛的现象; 建立的新模型相比单一模型, 乙醇浓度、基质浓度 (总糖浓度)、菌体浓度测量误差分别为 0.64%, 1.85% 和 0.75%, 具有更好地适应秸秆发酵过程、提高测量精度的优势。

**关键词:** 自适应变异差分进化算法; 核模糊 C 均值聚类; 最小二乘向量机; 秸秆发酵

## A Multi-model Based Soft Sensor Using KFCM and AMDE—LSSVM

Jiang Zheyu, Liu Yuanqing, Zhu Xianglin, Wang Bo

(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of failure in soft-sensing model, a multiple-model soft-sensing modeling method was proposed. Separating a whole training data several clusters with different centers by KFCM, each subset was trained by LS-SVM. In the training process, AMDE algorithm was used to optimize the parameters of the LS-SVM. The proposed algorithm is applied to the key parameters of straw fermentation, such as ethanol concentration, matrix concentration (total sugar concentration) and cell concentration detection. The predicted values obtained by soft sensor modeling are compared with off-line test values, which proves the effectiveness of the method. The experimental results show that the improved algorithm overcame the phenomenon that DE algorithm is easy to fall into the local optimum and premature convergence. Compared with the single model, the measurement errors of the ethanol concentration, the matrix concentration (total sugar concentration) and the cell density in the new model were respectively 1.54%, 1.05% and 0.85%, indicating the new model can better adapt to the straw fermentation process and improve the detection accuracy.

**Keywords:** adaptive mutation differential evolution algorithm; fuzzy kernel C clustering; least squares vector machine; straw fermentation

## 0 引言

发酵过程涉及微生物生长繁殖, 过程呈现高度非线性和不确定性; 同时随着发酵进行, 发酵最适条件参数随时间发生改变, 使得传统的传感器方法难以实时在线检测发酵过程关键参数, 从而造成无法对发酵过程进行优化控制, 自动化水平远低于其他工业生产过程。因此“软测量”建模被提出和广泛应用在发酵工业中<sup>[1]</sup>。

最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 建模方法采用结构风险最小化原则和核参数技术, 同时建模速度较快, 在解决小样本的建模过程中有很好的表现<sup>[2-5]</sup>。实践表明, LS-SVM 模型过程中径向基宽度和惩罚系数对建模性能影响很大。LU 等<sup>[6]</sup>采用量子粒子群算法来完成支持向量机参数选择, 并运用在发酵过程成中, 取得很好测量效果; 刘瑞兰等<sup>[7]</sup>提出用遗传算法对模型进行稀疏化以及参数寻优。这

些算法不仅缩短了计算时间, 而且降低了对初值选取的依赖度, 但算法都比较复杂。差分进化 (DE) 算法利用随机选择的不同个体进行差分矢量运算对原始个体进行迭代优化, 它是优化 LS-SVM 模型参数的一种合适的方法, 它在收敛性和稳定性上都比其他算法有优势。随着差分进化算法迭代的进行, 最优解容易陷入局部最优<sup>[8-10]</sup>。为了克服差分进化的缺陷, 增加种群的规模是常用手段, 该方法没有从根本上解决早熟收敛的问题, 增加种群规模同时增加算法了的运算时间。为了跳出局部收敛, 改善 DE 算法的性能, 本文针对差分进化中的局部最优解和交叉概率因子进行了优化。

在发酵过程中, 随着发酵过程的进行, 发酵参数随之改变, 单一回归模型不再适应新的工况, 因此采用模糊 C 均值聚类 (FCM) 将数据划分, 再建立多个模型的多模型软测量建模则显得更加合理。梅从立等<sup>[11]</sup>将 FCM 与高斯过程回归相结合, 运用在红霉素的生产发酵中, 取得很好的效果。由于传统 FCM 方法会导致某一聚类样本过多, 而另一类过少, 从而分类的有效性下降。引入正定核函数, 将

收稿日期:2017-12-21; 修回日期:2018-01-15。

作者简介:姜哲宇(1993-),男,研究生,主要从事微生物发酵智能控制技术和发酵设备及其检测技术方向的研究。

输入样本数据映射到高维特征空间, 得到基于核的模糊 C 均值聚类方法解决这一问题<sup>[12]</sup>。钱晓山等<sup>[13]</sup>将 KFCM 和 LS-SVM 相结合得出一种多模型软测量建模方法, 运用在蒸发过程的软测量中, 证明了 KFCM 对数据分类的有效性。陈贵华等<sup>[14]</sup>将多模型软测量方法运用在乙烯裂解过程中, 证明了多模型方法具有更好的精度和泛化能力。

本文将核模糊 C 均值聚类算法与 AMDE-LSSVM 相结合, 提出的方法应用于秸秆发酵生产燃料乙醇过程中关键参量的测量, 建立一种多模型 (KFCM-AMDE-LSSVM) 秸秆发酵过程软测量模型, 通过实际发酵工厂进行离线采集的数据, 进行了软测量仿真实验。

## 1 算法描述

### 1.1 核模糊 C 均值聚类

假设存在样本集:  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 创建聚类  $c$ , 对于数据中与样本集  $X$  相似的为一组; 不相似的尽可能不在一组。通过求目标函数的最小值  $J$  来对数据进行分类<sup>[15-16]</sup>。

$$J(U, V) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c (u_{ij})^m |x_i - v_j|^2 \quad (1)$$

$$\sum_{j=1}^c u_{ij} = 1, 0 \leq u_{ij} \leq 1 \quad (2)$$

其中:  $c$  为聚类个数,  $v_j$  为聚类中心,  $u_{ij}$  为数据  $x_i$  对第  $j$  个聚类中心的隶属度值,  $m$  为加权数。

引入非线性映射  $\varphi: x \rightarrow \varphi(x)$ , 特征空间的样本距离定义为:

$$\|\varphi(x_i) - \varphi(x_j)\|^2 = K(x_i, x_j) + K(v_j, v_j) - 2K(x_i, v_j) \quad (3)$$

其中:  $K$  为核函数。这里讨论一种条件正定核:

$$K(x, y) = -(\|x - y\|^2 + b^2)^{1/2}, b \in \mathbf{R} \quad (4)$$

令  $b = 1$ , 将正定核引入式 (3), 可得目标函为:

$$J_\varphi = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c \|\varphi(x_i) - \varphi(x_j)\|^2 = -2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c (u_{ij})^m [1 + K(x_i, v_j)] \quad (5)$$

构造拉格朗日函数, 分别对  $v, u$  求偏导, 得到的  $v_j$  和  $U$  的更新公式如下:

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m K^{-1}(x_i, v_j) x_i}{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m K^{-1}(x_i, v_j)} \quad u_{ij} = \frac{(1 + K(x_i, v_j))^{-1/m-1}}{\sum_{j=1}^c (1 + K(x_i, v_j))^{-1/m-1}} \quad (6)$$

### 1.2 基于 AMDE-LSSVM 的建模方法

#### 1.2.1 最小二乘支持向量机

给定数据集  $\{(x_i, y_i) | i = 1, 2, 3, \dots, l\}$ ,  $x_i \in \mathbf{R}^n$  为  $n$  维样本输入,  $y_i \in \mathbf{R}$  为样本输出。通过对样本数据逼近, 函数拟合问题可以描述为最优化问题<sup>[17-18]</sup>:

$$\begin{cases} \min J(w, e) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^l e_i^2 \\ s. t. y_i = w\varphi(x) + b + e_i; i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (7)$$

式中,  $C$  为惩罚系数,  $e$  为允许误差。引入拉格朗日算子对上式求解, 得到

$$L(w, e, \alpha, b) = J(w, e) - \sum_{i=1}^l \alpha_i \{w^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i\} \quad (8)$$

根据 KKT 条件, 式 (8) 的一阶导数为:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{i=1}^l \alpha_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^l \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = C e_i \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow w^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (9)$$

式 (9) 消去变量  $w, e$ , 得线性方程组:

$$\begin{bmatrix} 0 & Q^T \\ Q & K + C^{-1}Q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (10)$$

$Q = [1, \dots, 1]^T, a = [a_1, a_2, \dots, a_l]^T, y = [y_1, y_2, \dots, y_l]^T$ ,

$K$  为核函数矩阵。根据 Mercer 条件可以得核函数为:

$$K(x_i, x_j) = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j) \quad (11)$$

综上所述可以得到最终输出为:

$$y(x) = \sum_{i=1}^l a_i K(x, x_i) + b \quad (12)$$

采用径向基函数 (RBF):

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (13)$$

其中:  $\sigma$  为径向基宽度。

#### 1.2.2 差分进化算法

差分进化算法是一种保留最优的贪婪算法, 它由变异、交叉和选择操作组成<sup>[19-20]</sup>。

差分进化算法的流程从随机产生初始种群  $x_i^G$  开始,  $N_p$  表示种群大小,  $i$  为种群数,  $G$  为当前代数。

1) 在变异操作是对随机产生初始种群  $x_i^G$  按 (14) 得到新个体  $R_i^{G+1}$ :

$$R_i^{G+1} = x_{h1}^G + F(x_{h2}^G - x_{h3}^G) \quad (14)$$

其中:  $F$  为缩放因子。  $h1, h2, h3 \in (1, 2, \dots, N_p)$  是互不相同且与  $i$  不同的随机数。

2) 在交叉操作中, 对  $x_i^G$  和  $R_i^{G+1}$  按照式 (15) 得到实验个体  $\mu_{ij}^{G+1}$ :

$$\mu_{ij}^{G+1} = \begin{cases} R_{i,j}^{G+1}, & \text{ifrand}(j) < CR \\ x_{i,j}^G, & \text{other} \end{cases} \quad (15)$$

其中:  $CR$  为范围在  $[0, 1]$  之间的交叉算子,  $\text{rand}(j)$  为  $[0, 1]$  之间的随机数。

3) 在选择操作中, 按式 (16) 选择新的种群个体。

$$x_i^{G+1} = \begin{cases} \mu_{ij}^{G+1}, & f(\mu_{ij}^{G+1}) \leq f(x_i^G) \\ x_i^G, & \text{other} \end{cases} \quad (16)$$

其中:  $f(\cdot)$  为目标函数。

### 1.2.3 自适应变异差分进化

本文选择 DE/best/2/bin 策略。个体变异操作的方程为：

$$R_i^{G+1} = X_{best}^G + F \cdot [(X_{h1}^G - X_{h2}^G) + (X_{h3}^G - X_{h4}^G)] \quad (17)$$

由于 DE 搜索策略可见，随着种群的进化，种群个体向  $X_{best}^G$  接近。在搜索空间， $X_{best}^G$  可能陷入局部最优，不能得到全局最优解，算法陷入早熟收敛<sup>[21-22]</sup>。为解决这些问题，设计自适应的二次变异思想和基于时变的交叉概率因子。

#### 1.2.3.1 自适应二次变异思想

定义 1 群体适应度方差为：

$$\delta^2 = \sum_{i=1}^{N_p} \left| \frac{f_i - f_{avg}}{f} \right|^2 \quad (18)$$

$f_i$  为第  $i$  个个体的适应度， $f_{avg}$  显示适应的程度，式中， $f$  中是归一化定标因子，其作用是限制群体适应度方差的大小，具体公式如下：

$$f = \begin{cases} \max\{|f_i - f_{avg}|\}, & \max\{|f_i - f_{avg}|\} > 1 \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

定义 1 是利用  $\delta^2$  反映的是种群中所有个体的“聚集”程度。在进行变异操作时设定合适的  $\delta^2$  值，对种群聚集程度进行判断，从而增加随机扰动对于  $X_{best}^G$  进行变异。

设  $X_{best, d}^G$  为  $X_{best}^G$  的第  $d$  维取值， $\eta$  服从 Gauss (0, 1) 分布的随机变量，则

$$X_{best, d}^G = X_{best, d}^G \cdot (1 + 0.5\eta) \quad (20)$$

#### 1.2.3.2 时变交叉概率因子 CR。

由 DE 交叉操作可知，在搜索初期需要保持全局搜索能力，从而需要较小的 CR，保持种群的多样性；搜索的后期因已确定最优范围，需要对局部进行精确搜索，从而需要较大的 CR 以保证搜索后期的搜索速度<sup>[9]</sup>。基于这种思想，在前期设定较小交叉概率因子 CR，随着搜索时间的增加而加大交叉概率因子 CR。本文时变交叉概率因子 CR 由下式得到：

$$CR = CR_{min} + \frac{G \cdot (CR_{max} - CR_{min})}{G_{max}} \quad (21)$$

在算法设定初始交叉概率  $CR_{min}$  和最大交叉概率  $CR_{max}$

### 1.2.4 基于 AMDE-LSSVM 建模

在 LS-SVM 中，惩罚系数  $C$  和径向基宽度  $\sigma$  对模型的泛化能力有着很大的影响，因此寻求模型最佳惩罚系数与径向基宽度是十分重要的。本文利用 AMDE 对 LS-SVM 建模中的参数进行选择。

AMDE-LSSVM 软测量建模步骤如下：

- 1) 原始样本进行归一化处理。将归一后的样本  $[x'_1, y'_1], \dots, [x'_n, y'_n]$  分为  $N$  个训练样本和  $M$  个测试样本。
- 2) 初始化种群  $N_p$ 、变异算子  $F$ 、最大迭代次数  $G_{max}$ 、初始交叉率  $CR_{min}$ 、最大交叉概率  $CR_{max}$ 、终止阈值、惩罚系数  $C$  和径向基宽度  $\sigma$  的上、下值。令  $G = 0$ ，根据  $C$  和  $\sigma$  的上、下限产生一组随机的  $[C_1, \sigma_1]$ 。
- 3) 将  $N$  个训练样本  $[x'_1, \dots, x'_N]$  作为 LS-SVM

的输入  $[y'_1, \dots, y'_N]$ ，当前  $[C, \sigma]$  作为参数，训练 LS-SVM 模型。

4) 将  $M$  个测试样本  $[x'_1, \dots, x'_M]$  作为测试输入到训练完毕 LS-SVM 模型，得到输出  $[y''_1, \dots, y''_M]$ ，与实际输出  $[y'_1, \dots, y'_M]$  的误差平方作为 DE 算法的目标函数，判断误差是否满足要求或者  $G$  是否等于  $G_{max}$ 。若满足其中一项，则转到步骤 7)，否则进入 5)。

5)  $G = G + 1$ 。

6) 对  $[C, \sigma]$  进行变异、交叉、选择操作。产生新的  $[C, \sigma]$ ，返回步骤 3)。

7) 得到最优惩罚系数  $C$  和径向基宽度  $\sigma$  作为建模参数，进行软测量建模。

### 1.3 基于 KFCM 和 AMDE-LSSVM 软测量建模

基于 KFCM 和 AMDE-LSSVM 软测量建模思想在于：利用核模糊 C 均值聚类算法的有效分类，将采集的样本数据集  $X$  分成  $\{X_i | i = 1, 2, \dots, c\}$ ， $c$  个聚类。对每一个  $X_i$  分别采用 AMDE-LSSVM 进行训练，得到每一类的输出为：

$$f_i(x) = \sum_{i=1}^c a_i K(x, x_i) + b \quad (22)$$

采用模糊隶属度来综合最后的结果：

$$y(x) = \sum_{i=1}^c u_{ik} f_i(x) \quad (23)$$

式中  $u_{ik}$  为第  $k$  个样本对应的第  $i$  类模糊隶属度， $f_i(x)$  为第  $i$  个子模型。

秸秆发酵关键参量的多模型软测量建模如图 1，步骤可如下描述：

步骤 1：对采集数据进行预处理。

步骤 2：将处理后的样本用核模糊 C 均值聚类进行划分为  $c$  个不同的子集。

步骤 3：对每个聚类的样本运用 AMDE-LSSVM 进行建模，得到  $c$  个秸秆发酵关键参量软测量子模型。

步骤 4：求得各个隶属度，由式 (19) 得到最终的多模型软测量输出。

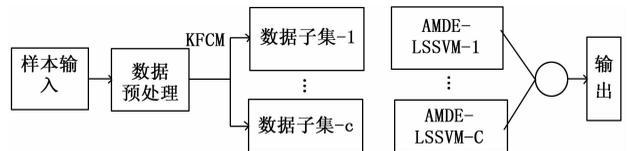


图 1 建模过程

## 2 实验仿真

我国是世界上农作物秸秆类资源最多的国家，2015 达到 10.4 亿吨，其中 20% 为二次利用，而剩余大部分以堆积焚烧的方式处理。就地焚烧的处理方法，不仅给环境带来极大污染，而且浪费了秸秆类资源的生物质能量。通过发酵的方式得到可保存的气体或液体燃料，例如酒精、氢气、柴油等，热效率提升 20% 以上<sup>[22-23]</sup>。这样不仅解决了污染问题，而且使农民得到了创收。近年来，秸秆发酵制取燃

料乙醇规模化成为研究的热点。乙醇浓度、总糖浓度、菌体浓度是观察秸秆发酵过程的重要参数, 但是无法通过物理传感器检测, 制约了自动化水平的提升。因此将本文设计的多模型软测量方法用于秸秆发酵的关键参数的测量中。

在建立秸秆发酵关键参数软测量之前, 必须对发酵机理进行分析, 选取合适的辅助变量。秸秆发酵过程如图 2 所示。根据课题组已有的成果选取: 溶解氧、发酵液酸碱度、电机搅拌速度、空气流量作为辅助变量。按照工艺要求, 过程中罐温控制在  $36\text{ }^{\circ}\text{C} \pm 1\text{ }^{\circ}\text{C}$ , 搅拌机转速控制在  $120\sim 180\text{ r/min}$ , 通气量为  $0.2\text{ L/min}$ , 发酵罐压控制在  $0.2\text{ MPa} \pm 0.01\text{ MPa}$ 。每隔  $1\text{ h}$  取样并离线采集化验乙醇浓度、总糖含量、菌体浓度。总共采集 10 批数据, 其中前 9 批数据作为训练数据, 另外 1 批数据作为测试数据。软测量模型建立完毕后, 利用 C 语言编程实现, 并嵌入到计算机中, 当待预测罐批的输入向量, 经测量仪表读入计算机后, 利用软测量程序计算得到关键状态变量的预测值, 并将预测结果经数据通道传送到计算机上显示, 供操作人员进行观察和控制发酵过程。

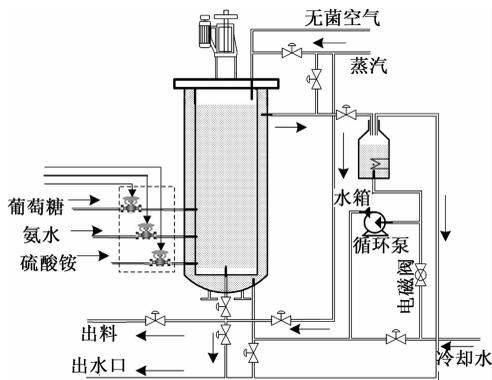


图 2 秸秆发酵过程

### 3 仿真结果与分析

设定分类个数  $c = 3$ , 加权数  $m = 2$ , 求出不同类相应的聚类中心  $v$  和隶属度矩阵  $U$ 。应用 AMDE-LSSVM 建立 3 个子模型。模型 1 的惩罚系数  $C = 101.56$ , 径向基宽度  $\sigma = 5.65$ ; 模型 2 的惩罚系数  $C = 45.88$ , 径向基宽度  $\sigma = 18.467$ ; 模型 3 的惩罚系数  $C = 78.19$ , 径向基宽度  $\sigma = 2.678$ 。多模型输出采用隶属度加权策略。表 1 为几种优化算法对比, 表中的数据可见, AMDE 算法在选择 LS-SVM 的核参数优于交叉验证和传统 DE 算法, 证明了 AMDE 算法的全局寻优能力。对比 3 种寻优方法的运行时间, AMDE 和 DE 算法明显要优于交叉验证的方法。由于 AMDE 在结构上引入了时变的交叉概率因子, 在算法搜索期间有不同的交叉概率因子, 前期提高全局搜索能力后期提高局部搜索能力, 从而加快了搜索时间。对于不同结果的标准差分析可以发现, AMDE 的标准差最低, 反映出设计的自适应二次变异思想有效地跳出传统 DE 算法的早熟收敛。

基于 KFCM 和 AMDE-LSSVM 软测量仿真结果如图 5 所示, 图中显示了离线化验值、多模型软测量预测值和 DE-

LSSVM 软测量预测值。从图中可以明显看出, DE-LSSVM 软测量方法预测值虽然在趋势上接近离线化验值, 但是在发酵前期和后期有很大的误差, 这是因为在发酵秸秆发酵各个时期所表现的发酵最适条件不同, 导致单一的模型失效。多模型软测量方法预测值在发酵各个阶段都表现出了良好的拟合精度, 误差更小, 这是因为多模型方法是对秸秆发酵过程进行划分得到多个模型, 使得预测模型更加精确。发酵实际值与软测量值的误差如图 6 所示, 该图进一步显示了优化后的多模型软测量方法在秸秆发酵关键参数的预测中表现更好。

表 1 优化方法对比

Method	(t/s)	RMSE
Cross validation	>3 000	0.059 8
DE	100	0.037 1
AMDE	10.78	0.014 2

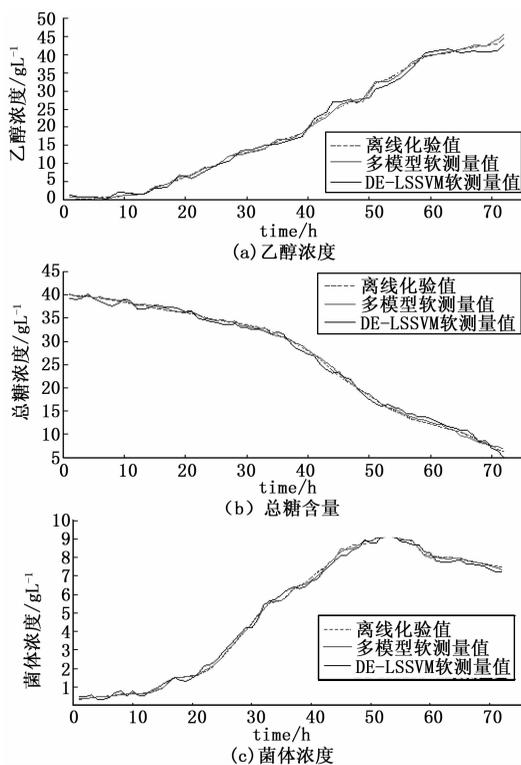


图 5 软测量结果比较图

表 2 和表 3 是几种不同算法下的性能比较。与 BP、SVM、DE-LSSVM 相比, 改进后的多模型软测量方法在乙醇浓度、总糖含量、菌体浓度的预测上标准误差分别只有  $0.64\%$ 、 $1.85\%$ 、 $0.75\%$ , 与其他单一预测方法有了明显的提高, 并且训练时间大幅度降低。详细分析表 2 和表 3 中的 DE-LSSVM 建模和多模型建模, 可以看出单一 LS-SVM 建模需要  $10.7\text{ s}$ , 而本研究中建立 3 个子 LS-SVM 模型得到多模型虽然在时间上稍稍多于单个 LS-SVM 建模, 但是在测量精度上要远远由于 DE-LSSVM 建模, 可以满足实际秸秆发酵过程关键参数测量的需要。

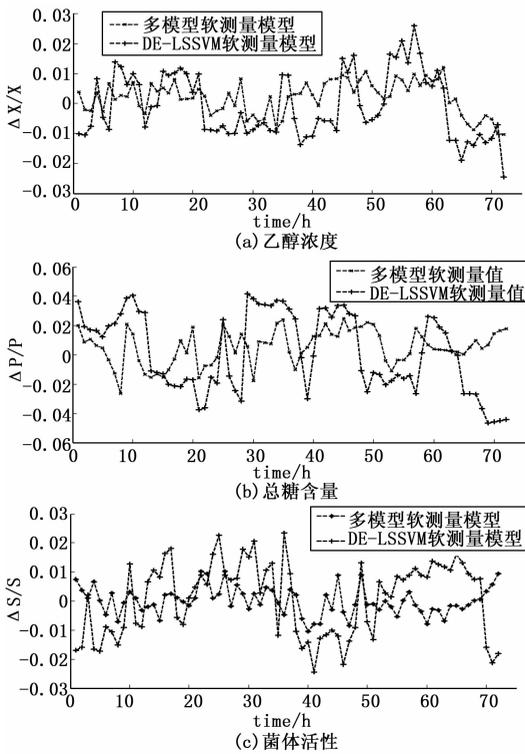


图 6 相对误差比较曲线

表 2 不同算法的性能比较 %

算法类型	RMSE			MAXE		
	X	P	S	X	P	S
BP	7.76	5.35	4.42	9.42	10.58	8.58
SVM	6.38	7.22	4.59	8.35	11.36	7.28
DE-LSSVM	1.55	3.38	1.43	2.59	4.35	2.48
多模型	0.64	1.85	0.75	1.23	2.66	1.15

表 3 不同算法的训练速度

算法类型	t/s
BP	28.7
SVM	1 002.6
DE-LSSVM	10.7
多模型	12.5

#### 4 结束语

针对发酵过程的复杂性、时变性，本文提出了发酵关键参量的多模型软测量建模，运用 KFCM 将数据划分为三类，分别建立 LS-SVM 模型，对于 LS-SVM 建立软测量模型的不精确和常规交叉方法对选择 LS-SVM 建模中惩罚系数  $C$  和径向基宽度  $\sigma$  的盲目性和耗时性问题，本文引入 DE 算法对 LS-SVM 的参数进行寻优；同时针对 DE 算法存在易陷入局部最优和早熟收敛问题，提出一种自适应变异差分进化 (AMDE) 算法，该方法采用自适应变异操作和时变交叉概率因子对 DE 算法进行改进优化。通过仿真实验显示可以得到合适的惩罚系数  $C$  和径向基宽度  $\sigma$ ，并且

提高了训练的速度，最终得到的预测值的准确率有了明显的提高。然而，本文算法的一个局限性就是使用的传统 KFCM 算法对初始聚类中心初始值的设定的过分依赖性，通常的聚类算法往往对于不同的初始聚类中心会得到不同的聚类结果；二是需要预先设定聚类数目，这增加了算法的不确定性。因此下一步的研究方向可以针对这两个问题进行开展。

#### 参考文献:

- [1] Wang B, Ji X. Soft-sensing modeling based on MLS-SVM inversion for L-lysine fermentation processes [J]. International Journal Bioautomation, 2015, 19 (2): 207-222.
- [2] 刘 杨, 蒋 庆, 桑迎平. 最小二乘支持向量机在动态称重系统中的应用 [J]. 仪表技术与传感器, 2013 (12): 170-172.
- [3] Sun J. Real-time crash prediction on urban expressways: identification of key variables and a hybrid support vector machine model [J]. Iet Intelligent Transport Systems, 2016, 10 (5): 331-337.
- [4] Dos Santos G S, Luvizotto L G J, Mariani V C, et al. Least squares support vector machines with tuning based on chaotic differential evolution approach applied to the identification of a thermal process [J]. Expert Systems with Applications An International Journal, 2012, 39 (5): 4805-4812.
- [5] 梁昔明, 等. 基于最小二乘支持向量机和混沌优化的非线性预测控制 [J]. 信息与控制, 2010, 39 (2): 129-135.
- [6] Lu K Z, et al. Modeling and optimized controlling of fermentation process based on QPSO and LSSVM [A]. Intelligent Control and Automation [C]. IEEE, 2010 5653-5657.
- [7] 刘瑞兰, 徐 艳, 戎 舟. 基于稀疏最小二乘支持向量机的软测量建模 [J]. 化工学报, 2015, 66 (4): 1402-1406.
- [8] DAS S, SIL S. Kernel-induced fuzzy clustering of image pixels with an improved differential evolution algorithm [J]. Information Sciences, 2010, 180 (8): 1237-1256.
- [9] 吴亮红, 王耀南, 袁小芳, 等. 自适应二次变异差分进化算法 [J]. 控制与决策, 2006, 21 (8): 898-902.
- [10] 钱晓山, 阳春华, 徐丽莎. 基于改进差分进化和最小二乘支持向量机的铝酸钠溶液浓度软测量 [J]. 化工学报, 2013, 64 (5): 1704-1709.
- [11] 梅从立, 杨 铭, 刘国海. 基于证据合成的高斯过程回归多模型软测量方法 [J]. 化工学报, 2015, 66 (11): 4555-4564.
- [12] 李 卫, 杨煜普, 王 娜. 基于核模糊聚类的多模型 LSSVM 回归建模 [J]. 控制与决策, 2008, 23 (5): 560-562.
- [13] 钱晓山, 阳春华. 基于灰关联分析的 KFCM-LSSVM 蒸发过程软测量 [J]. 控制与决策, 2012, 27 (12): 1800-1804.
- [14] 陈贵华, 王 昕, 王振雷, 等. 基于模糊核聚类的乙烯裂解深度 DE-LSSVM 多模型建模 [J]. 化工学报, 2012, 63 (6): 1790-1796.
- [15] Piciarelli C, Micheloni C, Foresti G L. Kernel-based clustering [J]. Electronics Letters, 2013, 49 (2): 113.