

基于电子鼻和高斯过程的秸秆固态发酵过程监测技术*

梅从立 束栋鑫 江辉 黄文涛 刘国海

(江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013)

摘要: 基于电子鼻监控数据, 建立基于高斯过程的状态监控分类器, 实现对秸秆饲料固态发酵过程的有效监测。秸秆饲料固态发酵过程实验周期为 7 d, 每隔 24 h 利用电子鼻系统对发酵气体监测数据进行采集。该发酵实验共分 20 批次, 其中 10 批次实验数据用来训练高斯过程分类器, 其余 10 批次实验数据用来测试所训练分类器的性能。实验结果表明所采用电子鼻系统可以对秸秆饲料固态发酵过程状态进行有效监控。将所训练高斯过程分类器与支持向量机、神经网络分类器进行比较表明, 基于高斯过程分类器的正确率为 100%, 高于基于支持向量机、神经网络分类器的正确率 85.71%、94.29%, 能够更好地实现对秸秆饲料固态发酵过程的监测。

关键词: 秸秆 固态发酵 监测 电子鼻 高斯过程

中图分类号: O235; TQ92 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2014)11-0188-06

引言

利用微生物固态发酵^[1-2]手段来处理农作物秸秆, 将其发酵成蛋白饲料, 是一种秸秆资源化利用的有效途径。在固态发酵领域, Bhattacharya 等^[3-5]提出了一种基于电子鼻的红茶发酵过程中茶叶香气在线监测系统, 研究结果表明利用电子鼻技术来实现发酵过程的监测是可行的, 并且具有响应时间短, 监测速度快等特点。电子鼻是一种识别、监测复杂气体的现代分析技术, 其核心模块包括气敏传感器、信号处理和模式识别系统等。其中, 传感器阵列是由几个甚至几十个不同气敏传感器形成的仪器“嗅觉”, 模拟人和生物概念的鼻。目前国内外有关电子鼻技术在固态发酵过程中的应用相关报道^[6]相对较少。因此电子鼻技术在固态发酵相关领域应用研究具有理论和应用意义。

支持向量机(Support vector machine, SVM)和神经网络(Neural networks, NNs)是最常用的两种分类工具, 并在发酵过程监控中有所应用^[7]。但是, SVM的估计输出不具有概率意义和 NNs 模型存在过度学习的局限性都是需要解决的问题。近年来高斯过程(Gaussian process, GP)^[8]逐渐成为一种备受关注的统计学习方法, 为核函数的学习提供了一种既具有理论基础, 又可以用于实践的概率模型, 并在模型的选择、学习和预测方面提供了一个完整的理论框

架, 常被应用于解决回归、分类问题^[9-12]。GP 分类精度高, 计算复杂度低, 稳定性好, 并同时拥有提供概率输出代替判别函数值的优势。在 GP 学习过程中, 只要确定了初始的超参数, 就可以使用迭代优化的方法来获得最优超参数, 实现起来比较容易。

本文利用电子鼻技术, 对基于 GP 分类器的秸秆饲料固态发酵进程监测, 并与 SVM 和 NNs 分类器状态监控方法进行对比实验。

1 高斯过程多类分类器

GP^[13]是指一组随机变量的集合, 这个集合里面的任意有限个随机变量都服从联合高斯分布。GP 的全部统计特征完全由它的均值 $m(\mathbf{x})$ 和协方差 $C(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$ 来确定, 故高斯过程可以定义为

$$f(\mathbf{x}) \sim \text{GP}(m(\mathbf{x}), C(\mathbf{x}, \mathbf{x}')) \quad (1)$$

式中, $\mathbf{x}, \mathbf{x}' \in \mathbf{R}^d$ 是任意随机变量。本文中高斯径向基为

$$k(x_i, x_j) = \sigma_f^2 \exp\left(-\frac{|x_i - x_j|^2}{2l^2}\right) \quad (2)$$

式中 σ_f ——控制整体垂直变量潜在的变化量
 l ——长度尺度

1.1 协方差函数的确定

对于协方差函数, 要求它在任意点集 $\{\mathbf{x}^{(1)}, \dots, \mathbf{x}^{(k)}\}$ 上, 都能保证产生一个非负正定协方差矩阵。其目的是在建模过程中, 能在相邻输入产生相近输

收稿日期: 2014-01-08 修回日期: 2014-02-11

* 江苏省自然科学基金资助项目(BK20130531)、江苏高校优势学科建设工程资助项目(PAPD2011[6])和国家中小企业创新基金资助项目(12C26213202207)

作者简介: 梅从立, 副教授, 博士, 主要从事生物发酵过程测控技术研究, E-mail: clmei@ujs.edu.cn

出。常用的协方差函数包括平稳协方差函数和非平稳协方差函数。考虑到发酵过程复杂的非线性, 本文选取协方差函数

$$C(\mathbf{x}^p, \mathbf{x}^q) = \nu_0 \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{l=1}^d \rho_l (\mathbf{x}^p - \mathbf{x}^q)^2\right) + \nu_1 \quad (3)$$

式中 ν_0 ——先验知识的总体度量, 用来调节先验权重

ν_1 ——服从高斯分布的噪声方差

设 $\theta = (\rho_1, \dots, \rho_d, \nu_0, \nu_1)$ 表示超参数, 与神经网络中的超参数含义类似。

1.2 高斯过程分类

对于二分类问题^[14], 使用 Logistic 转移函数来处理输入向量 \mathbf{x}_i , 得到输入向量 \mathbf{x}_i 属于类别 y_i 的概率为

$$p(y_i | f_i) = \sigma(y_i f_i) \quad (4)$$

其中 $f_i = f(\mathbf{x}_i)$ 为隐函数, $\sigma(\cdot)$ 为 Logistic 转移函数。由于训练样本之间相互独立, 因此对应的似然概率为

$$p(\mathbf{y} | \mathbf{f}) = \prod_{i=1}^n p(y_i | f(\mathbf{x}_i)) = \prod_{i=1}^n \sigma(y_i f_i) \quad (5)$$

为了计算方便, 假设 $m(\mathbf{x}) = 0$, 则高斯过程分类器就成为一个均值为零的高斯过程, 则多维高斯密度函数为

$$p(\mathbf{f} | \mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{l/2} |C|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{f}^T C^{-1} \mathbf{f}\right) \quad (6)$$

而边缘概率密度为

$$p(\mathbf{y} | \mathbf{x}) = \int p(\mathbf{y} | \mathbf{f}, \mathbf{x}) p(\mathbf{f} | \mathbf{x}) d\mathbf{f} \quad (7)$$

最后通过贝叶斯公式可得到后验概率

$$p(\mathbf{f} | \mathbf{y}, \mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{y} | \mathbf{f}) p(\mathbf{f} | \mathbf{x})}{p(\mathbf{y} | \mathbf{x})} \quad (8)$$

1.3 高斯过程训练

对于高斯过程分类器的训练, 也就是对后验概率的估计, 可以采用 Laplace 方法求解 $p(\mathbf{f} | \mathbf{y}, \mathbf{x})$ 的估计值 $q(\mathbf{f} | \mathbf{y}, \mathbf{x})$ 。但是 $p(\mathbf{f} | \mathbf{y}, \mathbf{x})$ 对于 \mathbf{f} 是独立的, 当最大化 \mathbf{f} 时只需要考虑非标准化的后验。对数似然函数表达式为^[15]

$$\ln p(\mathbf{f} | \mathbf{x}) = -\frac{1}{2} \mathbf{f}^T C^{-1} \mathbf{f} - \frac{1}{2} \ln |C| - \frac{n}{2} \ln(2\pi) \quad (9)$$

基于样本数据, 通过对数似然函数(9)的极大化来调整超参数。首先, 将超参数设为一个合理范围内的随机值, 然后使用迭代的方法, 比如共轭梯度法, 来搜索超参数的最优值。

1.4 高斯过程多元分类

高斯过程的多元分类问题可以通过把多元分类简单分解为二元分类问题来实现^[16]。其步骤如下:

(1) 在训练过程中, 将第 1 类的数据标签标记为 $y = 1$, 其余类数据标记为 $y = -1$ 。通过二元分类训练可以得到第 1 类分类器, 超参数为 θ_1 。

(2) 依此类推, 第 k 类则标记为 $y = 1$, 其余类数据则标记为 $y = -1$, 最后训练总共得到 k 个分类器, 并且每个分类器都有一个相对应的超参数 θ_k 。

(3) 测试数据通过训练数据得到的超参数将获得相对应的预测概率, 找出这些概率最大值所对应的类。

本研究所有数据分析都在 Matlab 2010a (Mathworks, USA) 软件平台上完成。

2 实验与结果分析

2.1 实验

2.1.1 实验材料

原料: 风干的小麦秸秆粉碎至 40 目, 蒸汽爆破预处理; 麦麸; 玉米粉; 细米糠。培养基: 马铃薯葡萄糖琼脂培养基 (PDA)。菌种: 假丝酵母; 绿色木霉; EM 菌液。固态培养基: 米糠、玉米粉和麦麸按 7: 2: 1 比例混合; MgSO_4 0.15%、 $\text{K}_2 \text{HPO}_4$ 0.15%、 NaCl 0.15% 和 $(\text{NH}_4)_2 \text{SO}_4$ 0.10%。

2.1.2 发酵实验

按 1: 200: 500 的比例把活化的 EM 菌液、水和处理后发酵原料混合并均匀搅拌, 然后按 40% 的装料系数装入 GTG 型固态发酵罐内, 罐内温度控制在 $(30 \pm 2)^\circ\text{C}$ 内厌氧发酵 7 d, 在此过程中, 每隔 12 h 搅拌 10 min, 搅拌速率为 4 r/min。从装料开始每隔 24 h 取样 5 个, 每批发酵过程可获得 35 个样本; 按照上述相同原料和条件进行 4 个批次发酵实验。采用电子鼻系统对采集样本进行信号采集。

2.2 电子鼻系统

实验使用的电子鼻系统由江苏大学农产品加工工程研究所研制^[17], 图 1 为该电子鼻系统的实物图。图 2 所示为电子鼻系统采样示意图。该电子鼻系统是一个基于金属氧化物型气体传感器阵列的自制电子鼻系统, 其传感器阵列由 11 个日本费加罗公司生产的气体传感器组成, 分别有通用型传感器 TGS2602、TGS2610、TGS2611、TGS813 和 TGS822 及专用型传感器 TGS822TF、TGS825、TGS826、TGS880、TGS4160 和 TGS5042。表 1 列出了实验所用电子鼻系统传感器阵列中各气敏传感器的性能特点及其量程。

电子鼻工作流程如下: 在顶空气体产生阶段, 电磁阀 1~3 均处于关闭状态; 在电子鼻系统信号采集阶段, 电磁阀 1、2 处于导通状态, 电磁阀 3 仍处于关

闭状态,通过真空泵将固态发酵物样本在集气装置中产生的顶空气体抽入电子鼻系统的传感器阵列,使气体分子与各气敏传感器发生反应并转换为可测量的初始电信号,经调理电路板进行滤波、放大,经过A/D转换模块传送到上位机和触摸屏中进行实时显示并记录;在传感器阵列清洗阶段,电磁阀1、2关闭,电磁阀3导通,通过真空泵将纯净空气抽入电子鼻系统的传感器阵列,以冲洗采样时富集的顶空气体并利用尾气回收装置将其回收。



图1 电子鼻系统实物图

Fig. 1 Physical electronic nose system

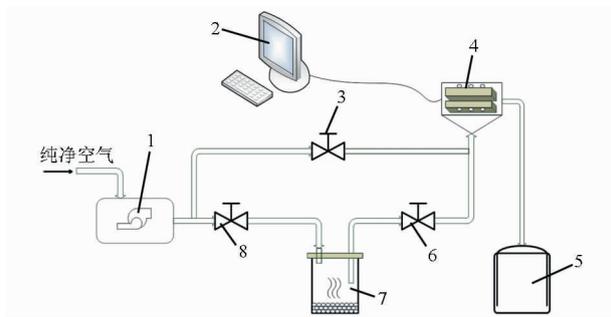


图2 电子鼻系统工作流程图

Fig. 2 Flowchart of electronic nose system

1. 真空泵 2. 计算机 3. 电磁阀 4. 传感器阵列 5. 尾气回收装置 6. 电磁阀 7. 顶空气体产生装置 8. 电磁阀 1

表1 气敏传感器的性能特点及其量程

Tab. 1 Performance characteristics and measuring range of each gas sensors

传感器类型	测量气体	量程
TGS2602	对氢气和酒精灵敏	$1 \times 10^{-6} \sim 3 \times 10^{-5}$
TGS2610	对丙烷和丁烷灵敏	$5 \times 10^{-4} \sim 1 \times 10^{-2}$
TGS2611	对甲烷和天然气灵敏	$5 \times 10^{-4} \sim 1 \times 10^{-2}$
TGS813	对可燃性气体灵敏	$5 \times 10^{-4} \sim 1 \times 10^{-2}$
TGS822	对酒精和有机溶剂灵敏	$5 \times 10^{-5} \sim 5 \times 10^{-3}$
TGS822TF	对CO和H ₂ 灵敏	$2 \times 10^{-4} \sim 5 \times 10^{-3}$
TGS825	对H ₂ S灵敏	$5 \times 10^{-6} \sim 1 \times 10^{-4}$
TGS826	对氨气、氢气和乙醇灵敏	$3 \times 10^{-5} \sim 3 \times 10^{-4}$
TGS880	对一氧化碳、甲烷、酒精、异丁烷和氢气灵敏	$3 \times 10^{-5} \sim 3 \times 10^{-3}$
TGS4160	CO ₂ 专用	$3.5 \times 10^{-4} \sim 1 \times 10^{-2}$
TGS5042	CO专用	0~0.01

2.3 数据采集及预处理

实验中采用静态顶空分析法对样本进行预处

理,其原理是将待测样品放入密闭的容器中,通过静置或加热升温的方法使挥发性组分从待测样品中挥发出来,待气液(或气固)两相达到平衡时,直接抽取密闭容器顶部气体进行相关分析,从而检测待测样品中挥发性组分的成分和含量^[18]。静态顶空分析法所需设备简单且易实现,但密闭容器的体积大小、待测样本取样多少和顶空气体生成时间等需要在实验过程中进行优化,以获得理想的实验结果。另外,实验采用的气敏传感器属于金属氧化物型气体传感器,实验前要对传感器阵列进行适当预热操作,特别是在首次使用该电子鼻系统进行实验时,应保证其预热时间不低于48 h。最终,利用该电子鼻系统对蛋白饲料固态发酵实验过程中采集的样本进行了电子鼻信号的采集。在此过程中,电子鼻信号的实验条件设置如表2所示。

表2 实验条件

Tab. 2 Experimental conditions

实验参数	数值
样本质量/g	6
集气装置容积/mL	150
顶空气体产生时间/s	120
采样温度/℃	22 ± 1
采样时间/s	120
采样频率/Hz	10
气流速率/(mL·s ⁻¹)	3
清洗时间/s	180

由于同一种气体对电子鼻系统中的不同气敏传感器响应程度不同,因此各传感器产生的响应数据可能处于不同的数量级,且数据间的差异性较大,从而影响对获得的数据信号的处理。因此需要对获得的数据进行预处理,进行归一化处理

$$y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (10)$$

2.4 高斯过程分类器参数设定与训练

选取10批次实验数据作为训练集,用来训练应用于发酵阶段识别的高斯过程分类器,共训练7个不同的分类器分别用于识别7 d的状态。剩余10批次实验数据作为测试集,用来测试所训练高斯过程分类器对发酵过程监控的正确率。

GP学习过程中,通过建立训练样本条件概率的对数似然函数对超参数进行求偏导,再采用共轭梯度优化的方法搜索出超参数的最优解($\theta_i = (\ln \nu_0, \ln \nu_1, \ln \rho_1, \ln \rho_2, \dots, \ln \rho_{11})$)。收敛标准设为最大迭代步数20。经计算,各分类器最优超参数值见表3。

2.5 实验结果与讨论

每个测试样本数据通过所训练7个分类器得到

表 3 高斯过程最优超参数值

Tab.3 Values of the hyperparameters

参数	值
θ_1	$[-0.78, -0.43, 1.37, 1.37, \dots, 1.37]$
θ_2	$[-0.48, -1.23, 1.68, 1.68, \dots, 1.68]$
θ_3	$[-0.46, -1.12, 1.69, 1.69, \dots, 1.69]$
θ_4	$[-0.45, -0.11, 1.70, 1.70, \dots, 1.70]$
θ_5	$[-0.49, -0.14, 1.66, 1.66, \dots, 1.66]$
θ_6	$[-0.47, -0.13, 1.68, 1.68, \dots, 1.68]$
θ_7	$[-0.48, -0.13, 1.68, 1.68, \dots, 1.68]$

相应的预测概率。现选取第 1 天的训练和测试数据集为例,建立 GP 分类器,其训练和预测结果如表 4、5 所示。

表 4 第 1 天训练数据经不同分类器后的预测概率

Tab.4 Predictive probabilities of training data set on first day

训练集	第 1 天						
	分类器	分类器	分类器	分类器	分类器	分类器	分类器
1	0.85	0.20	0.21	0.20	0.14	0.15	0.15
2	0.89	0.16	0.14	0.13	0.14	0.08	0.08
3	0.91	0.13	0.11	0.13	0.13	0.09	0.07
4	0.90	0.13	0.11	0.14	0.13	0.10	0.08
5	0.90	0.14	0.12	0.14	0.15	0.10	0.09
6	0.87	0.20	0.17	0.24	0.22	0.18	0.15
7	0.89	0.18	0.16	0.23	0.18	0.16	0.16
8	0.87	0.18	0.14	0.22	0.20	0.16	0.15
9	0.91	0.14	0.14	0.17	0.15	0.10	0.10
10	0.86	0.17	0.15	0.16	0.14	0.11	0.11

表 5 第 1 天测试数据经不同分类器后的预测概率

Tab.5 Predictive probabilities of test data set on first day

测试集	第 1 天						
	分类器	分类器	分类器	分类器	分类器	分类器	分类器
1	0.88	0.18	0.18	0.19	0.18	0.13	0.12
2	0.87	0.16	0.14	0.16	0.12	0.12	0.12
3	0.86	0.14	0.11	0.16	0.10	0.11	0.12
4	0.84	0.15	0.14	0.14	0.13	0.10	0.13
5	0.83	0.18	0.16	0.20	0.13	0.13	0.13
6	0.82	0.15	0.14	0.16	0.12	0.11	0.10
7	0.85	0.16	0.15	0.19	0.12	0.14	0.12
8	0.79	0.24	0.24	0.24	0.19	0.20	0.19
9	0.83	0.21	0.20	0.28	0.16	0.23	0.21
10	0.86	0.19	0.15	0.18	0.17	0.13	0.12

从表 5 中可以看出,第 1 类分类器的预测概率明显大于其他分类器的预测概率,而第 1 类分类器是由第 1 天的训练集训练而成的,故这批测试数据集是属于固态发酵过程的第 1 天。按照上述过程,其他测试数据集采取同样的方法通过相应分类器得到相应的预测概率。结果显示各个发酵时期的测试

数据经过相对应发酵阶段的分类器得到的预测概率大于其他分类器的预测概率,最终得到相对应的固态发酵时期。表 6 列出了 GP 分类器分别对应于训练集和测试集的细节识别结果。

表 6 GP 分类器在训练集和测试集中的细节识别结果

Tab.6 Detailed identification results of the best GP models in training and test sets

样本集	样本数	阶段	细节识别结果							识别率/%
			1	2	3	4	5	6	7	
训练集	10	1	10	0	0	0	0	0	0	100.00
	10	2	0	10	0	0	0	0	0	
	10	3	0	0	10	0	0	0	0	
	10	4	0	0	0	10	0	0	0	
	10	5	0	0	0	0	10	0	0	
	10	6	0	0	0	0	0	10	0	
	10	7	0	0	0	0	0	0	10	
测试集	10	1	10	0	0	0	0	0	0	
	10	2	0	10	0	0	0	0	0	
	10	3	0	0	10	0	0	0	0	
	10	4	0	0	0	10	0	0	0	
	10	5	0	0	0	0	10	0	0	
	10	6	0	0	0	0	0	10	0	
	10	7	0	0	0	0	0	0	10	

本文同样测试了常用分类工具(SVM 和 NNs)的应用性能。对 SVM 通过网格搜索法和五折交叉验证法同时对 C 、 γ 这两个参数进行优化,并依据所建模型在训练集中最高的识别率来确定这两参数,优化结果为 $C = 256, \gamma = 0.1768$ 。NNs 优化采用了误差反向传播算法。表 7 和表 8 分别给出了 SVM ($C = 256, \gamma = 0.1768$)和 NNs 对采集数据的训练集和测试集的细节识别结果。表 9 对 GP、SVM、NNs

表 7 最佳 SVM 识别模型在训练集和测试集中的细节识别结果

Tab.7 Detailed identification results of the best SVM models in training and test sets

样本集	样本数	阶段	细节识别结果							识别率/%
			1	2	3	4	5	6	7	
训练集	10	1	10	0	0	0	0	0	0	92.86
	10	2	0	10	0	0	0	0	0	
	10	3	0	0	10	0	0	0	0	
	10	4	0	0	0	10	0	0	0	
	10	5	0	0	0	0	10	0	0	
	10	6	0	0	0	0	0	9	4	
	10	7	0	0	0	0	0	1	6	
测试集	10	1	10	0	0	0	0	0	0	
	10	2	0	10	0	0	0	0	0	
	10	3	0	0	10	0	0	0	0	
	10	4	0	0	0	10	0	0	0	
	10	5	0	0	0	0	10	0	0	
	10	6	0	0	0	0	0	8	7	
	10	7	0	0	0	0	0	2	3	

分类器性能统计结果表明,GP 分类器对发酵过程状态的识别率较高。

表 8 最佳 NNs 识别模型在训练集和测试集中的细节识别结果

Tab.8 Detailed identification results of the best NNs models in training and test sets

样本集	样本数	阶段	细节识别结果							识别率/ %
			1	2	3	4	5	6	7	
训练集	10	1	10	0	0	0	0	0	0	97.14
	10	2	0	10	0	0	0	0	0	
	10	3	0	0	10	0	0	0	0	
	10	4	0	0	0	10	0	0	0	
	10	5	0	0	0	0	10	0	0	
	10	6	0	0	0	0	0	8	0	
	10	7	0	0	0	0	0	2	10	
测试集	10	1	10	0	0	0	0	0	0	94.29
	10	2	0	10	0	0	0	0	0	
	10	3	0	0	10	0	0	0	0	
	10	4	0	0	0	10	0	0	0	
	10	5	0	0	0	0	10	0	0	
	10	6	0	0	0	0	0	6	0	
	10	7	0	0	0	0	0	4	10	

表 9 SVM, NNs 和 GP 分类器结果和对比

Tab.9 Results and comparison of the best SVM, NNs and GP models

模型	识别结果			
	训练集		验证集	
	比率	百分比/%	比率	百分比/%
SVM	65/70	92.86	60/70	85.71
NNs	68/70	97.14	66/70	94.29
GP	70/70	100.00	70/70	100.00

3 结束语

基于电子鼻技术采集秸秆饲料固态发酵过程监控数据。将采集数据预处理之后,建立基于 GP 的发酵过程分类器模型,以应用于对发酵阶段的监测。实验表明,GP 对训练集和测试集中的正确识别率均达到了理想结果。对比 SVM 和 NNs 的分类性能,GP 方法弥补了 SVM 估计输出不具有概率性的缺点,克服了 NNs 模型过度学习的局限性,因而更适合于本研究对象分类器监控模型的建立,其对秸秆饲料固态发酵过程能更好地进行监测。

参 考 文 献

- 1 吴振强. 固态发酵技术与应用[M]. 北京:化学工业出版社,2006: 240-260.
- 2 程殿林. 微生物工程技术原理[M]. 北京:化学工业出版社,2007: 92-127.
- 3 Bhattacharya N, Tudu B, Jana A, et al. Preemptive identification of optimum fermentation time for black tea using electronic nose [J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2008, 131(1): 110-116.
- 4 Bhattacharya N, Seth S, Tudu B, et al. Detection of optimum fermentation time for black tea manufacturing using electronic nose [J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2007, 122(2): 627-634.
- 5 Bhattacharya N, Seth S, Tudu B, et al. Monitoring of black tea fermentation process using electronic nose [J]. *Journal of Food Engineering*, 2007, 80(4): 1146-1156.
- 6 江辉. 基于近红外光谱和电子鼻技术的固态发酵过程检测研究及应用[D]. 镇江:江苏大学,2013.
- 7 江辉,刘国海,梅从立,等. 基于 OC-SVM 和近红外光谱的秸秆固态发酵进程监测[J]. *农业机械学报*, 2012, 43(10): 114-117, 166.
- Jiang Hui, Liu Guohai, Mei Congli, et al. Monitoring of straw solid-state fermentation based on NIR and One-class support vector machine[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2012, 43(10): 114-117, 166. (in Chinese)
- 8 Carl Edward Rasmussen, Christopher K I Williams. *Gaussian processes for machine learning* [M]. Cambridge: The MIT Press, 2006: 1-2.
- 9 Bermak A, Belhouari S B. Bayesian learning using gaussian process for gas identification [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2006, 55(3): 787-792.
- 10 Chen K M, Zhou Z X. Gaussian process approach to change detection for high resolution remote sensing image[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2012, 16(6): 1192-1204.
- 11 Girolami M, Rogers S, Elaine Martin. Variational Bayesian multinomial probit regression with Gaussian process priors [J]. *Neural Computation*, 2006, 18(8): 1790-1817.
- 12 Tao Chen, Julian Morris, Elaine Martin. Gaussian process regression for multivariate spectroscopic calibration[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2007, 87(1): 59-71.
- 13 Hernandez-Lobato D, Hernandez-Lobato J M, Dupont P. Robust multi-class Gaussian process classification [C]//25th Annual Conference on Neural Information Processing Systems, 2011.
- 14 Hannes Nickisch, Carl Edward Rasmussen. Approximations for binary Gaussian process classification [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2008, 9: 2035-2078.
- 15 姚伏天. 基于高斯过程的高光谱图像分类[D]. 杭州:浙江大学, 2011.
- 16 魏三喜. 基于高斯过程的多元分类[J]. *信息技术*, 2012(6): 8-10.
- Wei Sanxi. A multi-classification method based on Gaussian processes [J]. *Information Technology*, 2012(6): 8-10. (in Chinese)

- 17 陈哲, 赵杰文. 基于电子鼻技术的碧螺春茶叶品质等级检测研究[J]. 农机化研究, 2011(11): 133 - 137.
Chen Zhe, Zhao Jiwen. Detection of Biluochun green tea quality grade by using an electronic nose[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2011(11): 133 - 137. (in Chinese)
- 18 Chen Q, Zhao J, Chen Z, et al. Discrimination of green tea quality using the electronic nose technique and the human panel test, comparison of linear and nonlinear classification tools [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2011, 159(1): 294 - 300.

Monitoring of Straw Solid-state Fermentation Based on E-nose and Gaussian Process

Mei Congli Shu Dongxin Jiang Hui Huang Wentao Liu Guohai

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

Abstract: The e-nose system and Gaussian process (GP) classifier were used to accurately monitor physical and chemical changes in solid-state fermentation (SSF) of crop straws to replace off-line chemical analysis in laboratory. The SSF experiment cycle is seven days and the gas monitoring data sets were collected by e-nose every 24 hours. In this experiment 20 data sets corresponding to 20 batches of fermentation processes were collected, and ten of which were used for training GP classifier, while the rest for testing the performance of it. Test results show that the e-nose system could effectively monitor SSF process of crop straws and the classification accuracy of GP classifier was higher than that of support vector machine classifier or neural networks classifier. So the e-nose system combined the GP classifier method could be an effective strategy to monitor SSF process of crop straws.

Key words: Straws Solid-state fermentation Monitoring E-nose Gaussian process

(上接第 205 页)

Esterification of Waste Frying Oil Using Styrene Type Cation Exchange Resin Catalyst

Lü Pengmei¹ Liu Limei^{1,2} Yang Lingmei¹ Yuan Zhenhong¹ Chen Zibo³

(1. Guangzhou Institute of Energy Conversion, Chinese Academy of Sciences, Guangzhou 510640, China

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China 3. Department of Materials

Science and Engineering, Central South University of Forestry and Technology, Changsha 410004, China)

Abstract: Porous polystyrene-divinylbenzene was prepared by suspension polymerization, and then sulfonic acid ion exchange resin was obtained by sulfonated porous polystyrene-divinylbenzene. The resin's morphology and degree of sulfonation were characterized with SEM/EDS, BET, IR respectively. Esterification of waste frying oils with acid value of 63.0 mg/g was studied using cation exchange resin as catalyst to investigate its catalytic activity. 40.0% dosage of porogen was preferred when the polymerization conditions were 360 r/min, 1.0% dispersant, 1.0% initiator, 75°C for 4 h and the heat to 85°C for 6 h, while the sulfonation conditions were 1.0 mL/g dichloroethane, 5.0 mL/g sulfuric acid, 70°C sulfonated for 1 h and the heat to 80 ~ 85°C for 3 h, the optimum swelling time was 1 h, and the concentration of sulfuric acid was 98%. The maximum exchange capacity of the cation exchange resin W2 was 5.2 mmol/g in that condition. When the esterification was performed in the condition of 40.0% methanol, 10.0% W2, 70°C stirring for 1.5 h, the crushing rate of W2 was only 10.0% and the conversion rate of FFA reached to 86.8%. W2 is better than commercially available cation exchange resin PC101, and could be reused for 5 times.

Key words: Frying oil Esterification Cation exchange resin Catalytic activity Polystyrene-divinylbenzene