

基于递推规范变量分析的时变过程故障检测

商亮亮^{1,2}, 刘建昌¹, 谭树彬¹, 王国柱¹

(1. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819; 2. 南通大学 电气工程学院, 江苏 南通 226019)

摘 要: 由于规范变量分析(CVA)不适应过程的时变特性,容易把正常的过程改变识别为故障.因此,针对时变过程提出一种故障检测方法是十分必要的.采用指数权重滑动平均来更新过去观测矢量的协方差矩阵.递推CVA有较高的计算负荷是需要解决的关键问题.通过引入一阶干扰理论来递推更新Hankel矩阵的奇异值分解(SVD).与普通奇异值分解相比,显著降低了递推算法的计算负荷.将提出的基于一阶干扰理论的递推规范变量分析(RCVA-FOP)应用于田纳西伊斯曼化工过程中.仿真结果表明,所提出方法不仅能有效适应过程的时变特性,而且可以有效检测到两种类型的故障.

关 键 词: 一阶干扰理论;规范变量分析;时变过程;故障检测

中图分类号: TP 277 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2016)12-1673-05

Recursive Canonical Variate Analysis for Fault Detection of Time-Varying Processes

SHANG Liang-liang^{1,2}, LIU Jian-chang¹, TAN Shu-bin¹, WANG Guo-zhu¹

(1. School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. School of Electrical Engineering, Nantong University, Nantong 226019, China. Corresponding author: SHANG Liang-liang, E-mail: sll-15@163.com)

Abstract: Because CVA (canonical variate analysis) is unable to adapt the characteristics of time-varying processes, by which the normal changes of the process is easily identified as faults, it is very necessary to propose a monitoring approach for time-varying processes. The exponential weighted moving average approach was adopted to update the covariance of the past observation vectors. The most critical problem faced by recursive CVA algorithm is the high computation cost. To reduce the computation cost, the first order perturbation theory was introduced to update recursively the singular value decomposition (SVD) of the Hankel matrix. The computation cost of recursive SVD based on the first order perturbation theory is significantly less compared to the SVD. Recursive canonical variate analysis based on the first order perturbation (RCVA-FOP) was applied in the Tennessee Eastman chemical process. Simulation results indicate that the proposed method not only can effectively adapt to the normal change of time-varying processes, but also can detect two types of faults.

Key words: first order perturbation theory; CVA (canonical variate analysis); time-varying processes; fault detection

为了提高现代工业过程的生产效率,近年来故障检测越来越重要.故障检测有三种主要方法:基于知识的方法、基于模型的方法、基于数据驱动的方法^[1].基于知识的方法的缺点是需要大量不

容易获取的过程知识.尽管数据驱动方法已被广泛应用,但在过去的二十年中基于子空间辨识模型的方法吸引了过程建模和监控领域的学者和专家的关注.常规的子空间辨识方法包括规范变量

分析(CVA),子空间状态空间系统辨识的数值算法(N4SID),多变量输出误差状态空间(MOESP)^[2]. CVA 对线性过程静态操作条件表现出了非常好的性能,但是,许多工业过程需要进行预定的正常改变,比如设定值改变、化学反应器进料比的改变等.因此,针对时变过程开发在线故障检测方法是必要的.

递推辨识方法存在的关键问题是较高的计算负荷.根据获取状态变量和可观测矩阵的不同,递推子空间辨识方法可以分为两类:一类是避免使用奇异值分解. Gustafuson^[3]首次提出了基于投影近似子空间跟踪(PAST)的递推子空间辨识方法. Oku 等^[4]提出了使用梯度类型子空间跟踪的递推 4SID 算法. Houtzager 等^[5]提出了基于 predictor 的递推辨识方法. 另一类是直接使用奇异值分解或降低奇异值的计算负荷. Choi 等^[6]提出了基于 CVA 更新状态空间模型的自适应故障检测方法. Ding 等^[7]提出了基于等价空间和观测器的故障检测和隔离系统.

为了降低 Hankel 矩阵奇异值分解的计算负荷,引入一阶干扰理论实现 Hankel 矩阵的递推奇异值分解更新. 与常规奇异值分解相比,基于一阶干扰理论的递推奇异值分解显著降低了计算负荷. 本文提出了基于一阶干扰理论的递推规范变量分析(RCVA-FOP)时变过程故障检测方法,并将该方法用于田纳西伊斯曼化工过程的在线故障检测.

1 规范变量分析

多变量状态空间模型为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{x}_{(k+1)} &= \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_{(k)} + \boldsymbol{B}\boldsymbol{u}_{(k)} + \boldsymbol{w}_{(k)}, \\ \boldsymbol{y}_{(k)} &= \boldsymbol{C}\boldsymbol{x}_{(k)} + \boldsymbol{D}\boldsymbol{u}_{(k)} + \boldsymbol{v}_{(k)}. \end{aligned}$$

其中: $\boldsymbol{x}_{(k)} \in \mathbf{R}^n$ 和 $\boldsymbol{y}_{(k)} \in \mathbf{R}^{m_y}$ 是采样时刻 k 的状态和观测矢量; $\boldsymbol{A} \in \mathbf{R}^{n \times n}$, $\boldsymbol{B} \in \mathbf{R}^{n \times n}$, $\boldsymbol{C} \in \mathbf{R}^{m_y \times n}$, $\boldsymbol{D} \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 是系统矩阵; $\boldsymbol{w}_{(k)}$ 和 $\boldsymbol{v}_{(k)}$ 是随机干扰,假定是零均值正态分布白噪声.

在 CVA 方法中,测量矢量由过去和未来的测量值扩展而成,分别形成过去、未来矢量 $\boldsymbol{z}_{p(r)}$, $\boldsymbol{y}_{f(r)}$, 其中 r 表示一类序数.

$$\boldsymbol{z}_{p(r)} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{y}_{(r-1)} \\ \boldsymbol{u}_{(r-1)} \\ \vdots \\ \boldsymbol{y}_{(r-p)} \\ \boldsymbol{u}_{(r-p)} \end{bmatrix}, \boldsymbol{y}_{f(r)} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{y}_{(r)} \\ \boldsymbol{y}_{(r+1)} \\ \vdots \\ \boldsymbol{y}_{(r+p-1)} \end{bmatrix}.$$

其中, p 代表过去和未来观测值的长度. 一般情况, $n/m_y \leq p$.

设置 $r = p + 1, p + 2, \cdots, p + N$, 过去和未来 Hankel 矩阵 $\boldsymbol{Y}_p \in \mathbf{R}^{mp \times N}$ 和 $\boldsymbol{Y}_f \in \mathbf{R}^{mp \times N}$ 定义如下:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{Y}_p &= [\boldsymbol{z}_{p(p+1)} \quad \boldsymbol{z}_{p(p+2)} \quad \cdots \quad \boldsymbol{z}_{p(p+N)}], \\ \boldsymbol{Y}_f &= [\boldsymbol{y}_{f(p+1)} \quad \boldsymbol{y}_{f(p+2)} \quad \cdots \quad \boldsymbol{y}_{f(p+N)}]. \end{aligned}$$

一组由 l 个观测值组成的变量, $\boldsymbol{y}_{p(p+1)}$ 最后的两个元素是 $\boldsymbol{y}_{(1)}, \boldsymbol{u}_{(1)}$, 然而 $\boldsymbol{y}_{f(p+N)}$ 最后的元素是 $\boldsymbol{y}_{(l)}$. 因此,这些 Hankel 矩阵的最大列数是 $N = l - p - f + 1$.

过去和未来观测值的协方差和互方差矩阵可以使用如下公式计算:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\Sigma}_{pp} &= \boldsymbol{Y}_p \boldsymbol{Y}_p^T / (N - 1), \\ \boldsymbol{\Sigma}_{fp} &= \boldsymbol{Y}_f \boldsymbol{Y}_p^T / (N - 1), \\ \boldsymbol{\Sigma}_{ff} &= \boldsymbol{Y}_f \boldsymbol{Y}_f^T / (N - 1). \end{aligned}$$

CVA 试图找到 $\boldsymbol{a}^T \boldsymbol{y}_{f(r)}$ 和 $\boldsymbol{b}^T \boldsymbol{y}_{p(r)}$ 之间的最优线性组合,以便于过去和未来观测值之间的相关关系最大化. 该最优化问题的解决方案可由 Hankel 矩阵 \boldsymbol{H} 的奇异值分解求得.

$$\boldsymbol{H} := \boldsymbol{\Sigma}_{ff}^{-1/2} \boldsymbol{\Sigma}_{fp} \boldsymbol{\Sigma}_{pp}^{-1/2} = \boldsymbol{U} \boldsymbol{\Sigma} \boldsymbol{V}^T.$$

对上式进行 SVD, 规范变量 $\boldsymbol{z}_{(r)}$ 可基于过去测量值得:

$$\boldsymbol{z}_{(r)} = \boldsymbol{V}^T \boldsymbol{\Sigma}_{pp}^{-1/2} \boldsymbol{y}_{p(r)} = \boldsymbol{J} \boldsymbol{y}_{p(r)}.$$

其中 $\boldsymbol{J} = \boldsymbol{V}^T \boldsymbol{\Sigma}_{pp}^{-1/2}$ 是转换过去测量值到规范变量空间的转换矩阵. 规范变量空间可以被分成两个部分:主空间和残差空间,它们的维数由奇异值的维数确定. 前 n 个主要奇异值确定主空间 $\boldsymbol{x}_{(r)} \in \mathbf{R}^n$, 并且剩余的奇异值确定残差空间 $\boldsymbol{r}_{(r)} \in \mathbf{R}^{mp-n}$, 其中 $n < mp$, 奇异值个数 n 应事先给出. 因此,规范变量可以写成:

$$\boldsymbol{z}_{(r)} = \boldsymbol{J} \boldsymbol{y}_{p(r)} = [[\boldsymbol{J}_x \boldsymbol{y}_{p(r)}]^T \boldsymbol{r}_{(r)}^T]^T = [\boldsymbol{x}_{(r)}^T \boldsymbol{r}_{(r)}^T]^T.$$

其中, $\boldsymbol{J}_x = \boldsymbol{V}_x^T \boldsymbol{\Sigma}_{pp}^{-1/2}$, \boldsymbol{V}_x 包含 \boldsymbol{V} 的前 n 列. 状态变量不仅是估计的规范变量的子集,也是过去观测矢量的线性组合. 因此,像规范变量一样状态变量定义为过去观测矢量的线性组合. 在系统状态被确定之后,矩阵 $\boldsymbol{A}, \boldsymbol{B}, \boldsymbol{C}, \boldsymbol{D}$ 可以通过线性最小二乘递推来估计. 最后,可以重新计算系统的输出.

2 基于递推规范变量分析的故障检测

对多模过程,每个模式有不同的特性,例如变量之间均值、方差和相关关系结构的改变导致主要状态变量个数的改变. 每次采集到新的测量变量时,均值和协方差随着模型结构改变程度进行

更新. 本文中, 采用指数权重滑动平均而不需要回调过去的训练数据.

过去观测矢量的协方差矩阵可以通过指数权重滑动平均来估计.

$$\Sigma_{pp(r)} = (1 - \beta) \mathbf{z}_{p(r)} \mathbf{z}_{p(r)}^T + \beta \Sigma_{pp(r-1)}.$$

其中 β 是遗忘因子.

2.1 基于一阶干扰理论更新状态矢量

基于干扰理论更新奇异值和奇异值矢量的根源可以参考文献[8]中提到的结果. 在例子中, 奇异值和奇异值矢量的初始集来自离线辨识. 在线更新状态矢量开始于当前测量值. \mathbf{z}_k 表示为 $\mathbf{z}_k = \mathbf{z}_{f(r)} \mathbf{z}_{f(r)}^T \mathbf{z}_{f(r)}$, 其中, $\mathbf{z}_{f(r)}$ 是列矢量包含当前和未来测量值. 相似地, 增补变量矢量可以利用以前的测量值 $\mathbf{z}_\tau = \mathbf{z}_{p(r)} \mathbf{z}_{p(r)}^T \mathbf{z}_{p(r)}$.

定义如下过渡变量 $\bar{\mathbf{z}}_r = \sqrt{(1 - \beta)} \mathbf{U}_{r-1}^T \mathbf{z}_r$, $\bar{\mathbf{z}}_\tau = \sqrt{(1 - \beta)} \mathbf{V}_{r-1}^T \mathbf{z}_\tau$ 和 $\mathbf{p}_{u,0} = \sqrt{(1 - \beta)} \mathbf{z}_r$, $\mathbf{q}_{u,0} = [0 \ \cdots \ 0]$.

首先, 更新左奇异值矢量执行如下操作:

$$\mathbf{p}_{u,i} = \mathbf{p}_{u,i-1} - \bar{\mathbf{z}}_{r,i} \mathbf{U}_{i,r-1},$$

$$\mathbf{q}_{u,i} = \mathbf{q}_{u,i-1} + \sigma_i^{-1} \bar{\mathbf{z}}_{r,i} \mathbf{U}_{i,r-1},$$

$$\bar{\mathbf{U}}_{i,r} = \mathbf{U}_{i,r-1} + \sigma_i^{-1} \bar{\mathbf{z}}_{r,i} \mathbf{p}_{u,i} - \bar{\mathbf{z}}_{r,i} \mathbf{q}_{u,i}.$$

下标 $1 \leq i \leq q$ 代表矩阵列或矢量的第 i 元素.

然后, 更新右奇异值矢量, 定义两个过渡变量: $\mathbf{p}_{v,0} = \sqrt{(1 - \beta)} \mathbf{z}_\tau$, $\mathbf{q}_{v,0} = [0 \ \cdots \ 0]$.

右奇异值矢量可计算如下:

$$\mathbf{p}_{v,i} = \mathbf{p}_{v,i-1} - \bar{\mathbf{z}}_{\tau,i} \mathbf{V}_{i,r-1},$$

$$\mathbf{q}_{v,i} = \mathbf{q}_{v,i-1} + \sigma_i^{-1} \bar{\mathbf{z}}_{\tau,i} \mathbf{V}_{i,r-1},$$

$$\bar{\mathbf{V}}_{i,r} = \mathbf{V}_{i,r-1} + \sigma_i^{-1} \bar{\mathbf{z}}_{\tau,i} \mathbf{p}_{v,i} - \bar{\mathbf{z}}_{\tau,i} \mathbf{q}_{v,i}.$$

奇异值矢量更新如下:

$$\bar{\Sigma}_{i,r} = \beta \Sigma_{i,r-1} + (1 - \beta) \mathbf{U}_{i,r-1}^T \mathbf{z}_r \mathbf{z}_\tau^T \mathbf{V}_{i,r-1}.$$

最后标准化后如下:

$$\mathbf{U}_{i,r} = \frac{\bar{\mathbf{U}}_{i,r}}{\|\bar{\mathbf{U}}_{i,r}\|}, \Sigma_{i,r} = |\bar{\Sigma}_{i,r}|, \mathbf{V}_{i,r} = \frac{\bar{\mathbf{V}}_{i,r}}{\|\bar{\mathbf{V}}_{i,r}\|}.$$

给定更新的奇异值矢量, 新的规范变量可以获得. 应该事先给出递推模型的阶数, 计算状态和残差矢量的方程如下:

$$\mathbf{x}_{(r)} = \mathbf{V}_x^T \Sigma_{pp}^{-1/2} \mathbf{z}_{p(r)};$$

$$\mathbf{e}_{(r)} = (\mathbf{I} - \mathbf{V}_x \mathbf{V}_x^T) \Sigma_{pp}^{-1/2} \mathbf{z}_{p(r)}.$$

其中: $\mathbf{x}_{(r)}$ 是在时间点 r 的状态矢量; \mathbf{V}_x 包含 \mathbf{V}_r 在时间点 r 的前 n 列; $\mathbf{z}_{p(r)}$ 是递推建模过程中新的过去观测矢量.

仅对 $\Phi_z \in \mathbf{R}^{q \times q}$ 的完整更新进行复杂度和计算成本计算. 如果表示想要估计的子空间的秩, 通常 $l \ll q$. 许多可供选择的要求较少操作的方案被开发来避免极度高的计算复杂度. 几种常见算法

SVD、逆迭代、秩一更新、投影近似子空间跟踪 (PAST) 和 RSVD - FOP 的复杂度分别为 $O(q^3)$, $O(q^2 l)$, $O(q^3)$, $O(q^2)$, $O(q^2)$. 与 SVD 相比, 基于一阶干扰理论的递推 SVD 的计算成本大大减小.

2.2 确定主空间的维数

确定 CVA 模型阶数的方法有很多. 累积方差百分比 (CPV)、Akaike 信息评价准则 (AIC)、最大似然比检验和交叉验证等. 然而, 不是所有方法都适合确定递推 CVA 的阶数, 比如交叉验证法. 本文采用了累积方差百分比来确定主要的奇异值个数:

$$\text{CPV}(l) = \frac{\sum_{j=1}^l \sigma_j}{\sum_{j=1}^{mp} \sigma_j} 100\%.$$

2.3 故障检测统计量及其控制限

为了监控过程故障, 本文采用两个分别来自状态空间和噪声空间的统计量. 基于状态空间定义 T^2 统计量为 $T^2 = \mathbf{x}_{(r)}^T \mathbf{x}_{(r)}$.

其置信水平 α 的控制限计算如下:

$$T_{\text{UCL}}^2(\alpha) = \frac{n(N^2 - 1)}{N(N - n)} F_{n, N - n(\alpha)}.$$

其中, $F_{n, N - n(\alpha)}$ 在置信水平为 α 时自由度为 n 和 $N - n$ 的 F 分布的临界值.

总的过程噪声统计量计算公式如下:

$$Q = \mathbf{e}_{(r)}^T \mathbf{e}_{(r)}.$$

基于正态分布假设, Q 统计量的控制限计算如下:

$$Q_{\text{UCL}}(\alpha) = \theta_1 \left(\frac{h_0 c_\alpha \sqrt{2\theta_2}}{\theta_1} + 1 + \frac{\theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1^2} \right)^{\frac{1}{h_0}}.$$

其中: $\theta_i = h_r - n$, h_r 是 Hankel 矩阵的秩; $h_0 = 1 - (2\theta_1 \theta_3 / 3\theta_2^2)$; c_α 是对应 $1 - \alpha$ 百分位的正态偏差.

3 应用于田纳西伊斯曼化工过程

采用田纳西伊斯曼 (TE) 化工过程仿真平台产生的数据进行仿真研究和分析. 测试数据集使用 TE 过程的 simulink 仿真代码产生. 在第 300 采样时刻将产品设定值从 22.89 改变为 24.89, 并持续到第 800 采样时刻. 为了验证提出的方法, 假定设定值改变属于正常操作. 两种类型的过程变量故障 F4, F10 在第 800 采样时刻发生并持续到仿真时间停止. 首先使用测试数据中前 200 个采样时刻的数据来建立 CVA 模型, 并取得 k 时刻的过去观测矢量的协方差矩阵. 然后, 再使用测试数

据进行模型更新. 因为计算时间和 p^2 成正比, 在本次仿真研究中将 p 的值设置为 3.

首先, 对故障 4 进行仿真对比研究. 图 1 和图 2 分别给出了基于 CVA 和基于 RCVA - FOP 方法的在线故障检测结果.

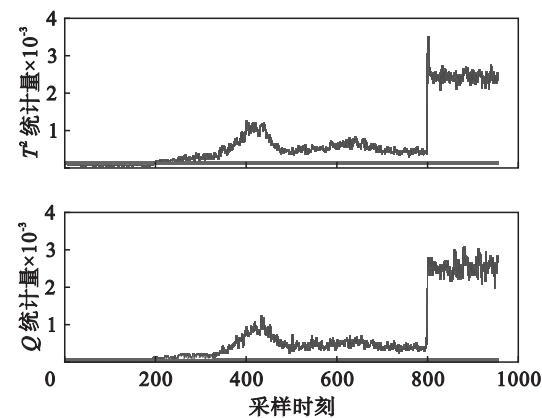


图 1 TE 过程故障 4 的 CVA 监控图

Fig. 1 Monitoring charts of CVA for fault 4 of TE process

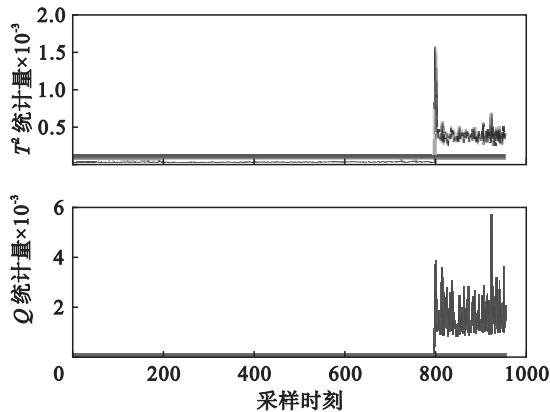


图 2 TE 过程故障 4 的 RCVA - FOP 监控图

Fig. 2 Monitoring charts of RCVA-FOP for fault 4 of TE process

因为基于常规 CVA 的检测方法没有及时更新模型, 所以产生了误报. 如图 1 所示, 其监控统计量从第 300 采样时刻以后开始逐渐超过控制限, 产生了较高的误报率. 与基于 CVA 的检测方法对比, 如图 2 所示基于 RCVA - FOP 的在线检测方法不仅能够通过模型更新适应过程的正常改变, 而且还能检测到故障 4 (反应器冷却水入口温度阶跃变化), 降低了误报率, 提高了过程的在线监控性能.

然后, 对故障 10 进行仿真对比研究. 图 3 和图 4 分别给出了基于 CVA 和基于 RCVA - FOP 方法的在线故障检测结果.

因为基于 CVA 的检测方法没有根据过程的正常变化及时更新模型, 如图 3 所示其监控统计量从第 300 采样时刻后开始逐渐超过控制限, 增

大了误报率. 与基于 CVA 的检测方法对比, 如图 4 所示提出的 RCVA - FOP 能够通过模型更新适应过程的正常改变, 同时还能检测到故障 10 (流 2 中 C 的进料温度随机变化), 大大降低了误报率, 提高了过程的在线监控性能. 由于故障产生初期变化比较缓慢, 所以存在一定的检测延时.

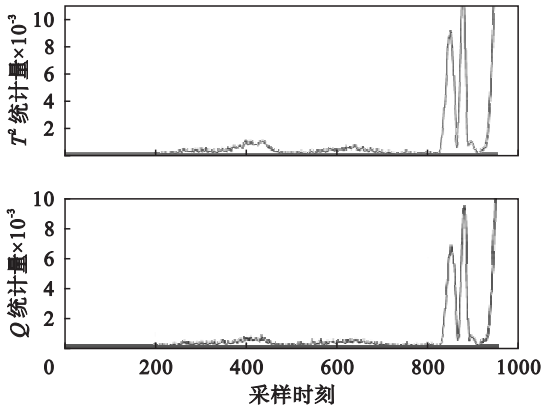


图 3 TE 过程故障 10 的 CVA 监控图

Fig. 3 Monitoring charts of CVA for fault 10 of TE process

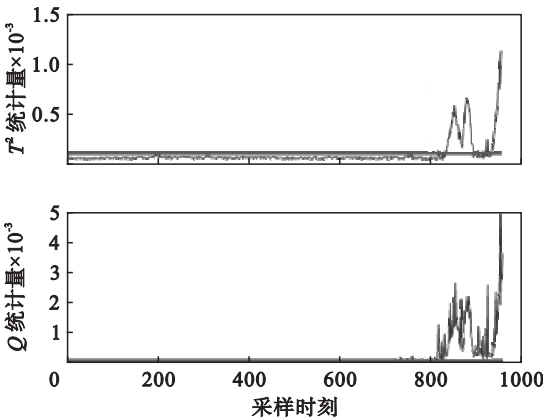


图 4 TE 过程故障 10 的 RCVA - FOP 监控图

Fig. 4 Monitoring charts of RCVA-FOP for fault 10 of TE process

4 结 语

将提出的递推规范变量分析应用于田纳西伊斯曼化工过程中进行仿真研究. 基于一阶干扰理论的递推奇异值分解降低了算法的计算负荷. 仿真结果表明, 提出的方法不仅可以有效适应过程的正常改变, 而且可以检测到两种类型的故障.

参考文献:

[1] Sammaknejad N, Huang B, Fatehi A, et al. Adaptive monitoring of the process operation based on symbolic episode representation and hidden Markov models with application toward an oil sand primary separation [J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2014, 71: 281 - 297.