Автоматика и телемеханика, № 12, 2022

Управление в технических системах

© 2022 г. **В.В. КЛИМЧЕНКО, канд. техн. наук (volk@iacp.dvo.ru), О.Ю. СНЕГИРЕВ (snegirevoleg@iacp.dvo.ru), С.А. ШЕВЛЯГИНА, канд. техн. наук (samotylova@dvo.ru), А.Ю. ТОРГАШОВ, д-р техн. наук (torgashov@iacp.dvo.ru) (Институт автоматики и процессов управления ДВО РАН, Владивосток)**

РАЗРАБОТКА АДАПТИВНОГО ВИРТУАЛЬНОГО АНАЛИЗАТОРА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПРОГНОЗИРУЮЩЕГО ФИЛЬТРА ДЛЯ НЕСТАЦИОНАРНОГО ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ПРОЦЕССА[1]

Предлагается процедура построения адаптивного виртуального анализатора на примере анализатора для нестационарного массообменного технологического процесса. Точность прогноза выходных характеристик процесса максимизируется (минимизируется среднеквадратичная ошибка) за счет прогноза ошибки модели процесса, который используется как поправка к оценке характеристики процесса. В случае равноотстоящих по времени измерений характеристик процесса в качестве критерия для адаптации используется мера близости распределения спектра ошибок к равномерному. Такой критерий по сути является “мерой близости” модели процесса к оптимальной. Преимущество предлагаемого критерия по сравнению с традиционными, измеряющими характеристики разброса ошибок, состоит в том, что изменения характеристик разброса ошибок модели могут быть вызваны причинами, не связанными с адекватностью модели. При неравноотстоящих измерениях отыскиваются амплитуды гармонических составляющих процесса, что позволяет восстановить значения характеристик процесса в равноотстоящие моменты времени при помощи обратного преобразования Фурье. Такой подход, в отличие от традиционно применяемой интерполяции, не искажает спектр рассматриваемого процесса.

Ключевые слова: виртуальный анализатор, идентификация, адаптация, реакционно-ректификационный процесс, критерий Колмогорова.

DOI: 10.31857/S0005231022120108, **EDN:** KTBTYL

1. Введение

В связи с развитием автоматизации производства и повышением производительности потребность в виртуальном мониторинге производственной

[1] Исследование выполнено при частичной финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований и Государственного фонда естественных наук Китая в рамках научного проекта № 21-57-53005.

ситуации с целью формирования оптимального управления является актуальной задачей [1–3]. В настоящее время виртуальные анализаторы (ВА) рассматриваются как интеллектуальная основа оперативных систем управления производством и могут быть реализованы на нескольких уровнях: самостоятельно в виде надстройки; в контуре управления АСУ ТП; интегрированы в систему усовершенствованного управления технологическим процессом (ТП) [4].

ВА позволяют оценить важные и трудно поддающиеся количественной оценке переменные (показатели качества конечных продуктов) с использованием имеющихся технологических параметров [5]. Для разработки ВА требуются большая база данных ТП и эффективный метод обучения. В последнее время наблюдается заметный рост исследований по разработке статических моделей, входящих в состав ВА, для оценки необходимых показателей ТП. Однако нелинейность массообменных технологических объектов, возникающая из-за изменения сырья, дезактивации катализатора и т.д. [6], приводит к тому, что данные, полученные ранее, уже не соответствуют текущему режиму ТП к моменту вычисления прогноза [7]. В связи с нестационарностью ТП, характерной для реакционно-ректификационных процессов и массообменных технологических объектов (МТО) в целом, широкое распространение получили подходы к разработке адаптивных ВА на основе “движущегося окна” [8–10]. Однако резкие изменения, возникающие из-за неизмеряемых параметров ТП, приводят к существенному снижению точности разработанных ВА [9].

В связи с этим для равноотстоящих по времени измерений выходной переменной предлагается подход к разработке адаптивного ВА с использованием критерия Колмогорова в качестве критерия адаптации. Статистически значимое отклонение спектральной плотности последовательности ошибок прогноза от постоянной, выявленное при помощи критерия Колмогорова, выполняет функцию сигнала о корректировке ВА в процессе адаптации, а также позволяет разделять полученные ранее данные на “устаревшие” и “актуальные”.

В случае различных временных интервалов между наблюдениями, что нарушает исходные предположения, принимаемые при использовании аппарата статистического анализа и прогнозирования временных рядов, предлагается процедура изменения интервала дискретизации, основанная на вычислении амплитуд всех гармонических функций, составляющих данный временной ряд. Использование предлагаемого подхода позволяет избежать искажения спектральной плотности процесса, являющейся основой для построения моделей.

2. Описание технологического объекта и постановка задачи

Рассматривается реакционно-ректификационный процесс на примере производства высокооктановой добавки бензинов — метил-трет-бутилового эфи-

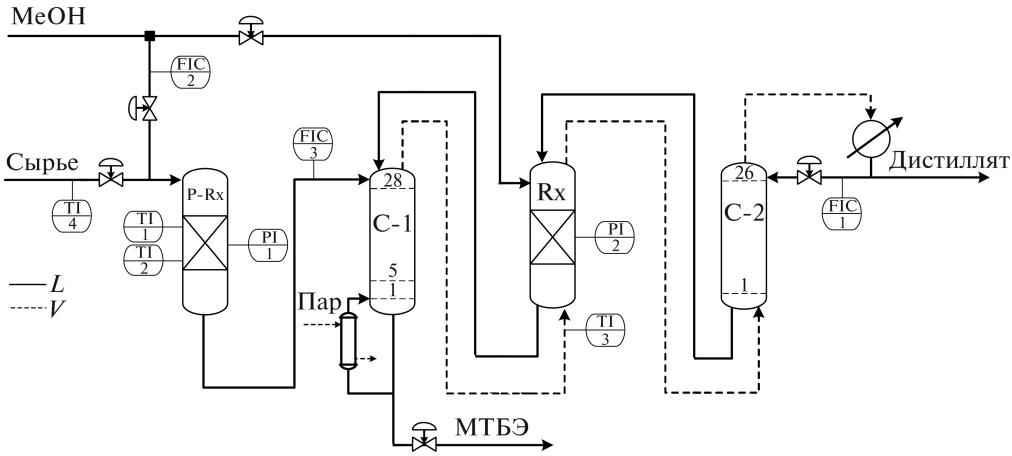

Рис. 1. Схема технологического процесса производства метил-трет-бутилового эфира.

ра (МТБЭ). Технологическая схема производства МТБЭ представлена на рис. 1 (прямой линией изображен поток жидкости — L, пунктирной линией представлен паровой поток — V).

В процессе синтеза МТБЭ имеется побочная реакция образования метил-втор-бутилового эфира (МВБЭ). В зависимости от способа организации процесса МВБЭ либо не образуется вовсе, либо его выход доходит до 2,36%. По физико-химическим показателям МТБЭ должен соответствовать требованиям и нормам, и содержание МВБЭ не должно превышать 1,5%.

При построении адаптивного ВА для оценки концентрации МВБЭ в МТБЭ(y), масс. %, в качестве входных переменных использовались:

$u^{(1)}$ — время измерения t, ч;

$u^{(2)}$ — расход орошения в C-2 (FIC1), м^3/ч;

$u^{(3)}$ — расход метанола в P-Rx (FIC2), м^3/ч;

$u^{(4)}$ — расход реакционной смеси в C-1 (FIC3), м^3/ч;

$u^{(5)}$ — давление в P-Rx (PI1), кгс/м^2;

$u^{(6)}$ — давление в Rx (PI2), кгс/м^2;

$u^{(7)}$ — температура в P-Rx (TI1), °C;

$u^{(8)}$ — температура в P-Rx (TI2), °C;

$u^{(9)}$ — температура паров из C-1 (TI3), °C;

$u^{(10)}$ — температура сырья в P-Rx (TI4), °C.

Для набора данных $D = \{U,\ Y\}$, $Y = [y_r]$ — вектор выходной переменной размера $N \times 1$, $U = \left[u_r^{(k)}\right]$ — матрица размера $N \times p$, где $u_r^{(k)}$ — значения k-й входной переменной при r-м измерении, $y_r = y\,(t)$ можно представить в виде выражения

$$y\,(t) = \hat{y}\,(t) + e\,(t)\,, \tag{1}$$

где ошибка, определяется как

$$e(t) = y(t) - \hat{y}(t). \tag{2}$$

Выход разработанной модели для оценки необходимого показателя технологического процесса можно представить как

$$\hat{y}(t) = f_1(U(t)), \tag{3}$$

гдеf_1 — аппроксимирующая функция.

В качестве критерия для оценки точности построенной модели используется среднеквадратическая ошибка СКО:

$$\text{СКО} = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}(Y(t) - f_1(U(t)))^2. \tag{4}$$

Основная задача заключается в минимизации значений СКО:

$$\text{СКО}(f_1(U(t))) \to \min. \tag{5}$$

Для адаптации ВА и минимизации СКО предлагается применять критерий Колмогорова, используемый как мера отклонения эмпирической функции распределения ординат периодограммы ошибок прогноза от теоретической.

3. Предлагаемый подход к разработке адаптивной модели в составе виртуального анализатора для оценки качества конечного продукта технологического процесса

Построение адаптивного ВА для предсказательного моделирования реакционно-ректификационных процессов можно схематично представить в виде рис. 2.

3.1. Инициализация алгоритма

Параметрам алгоритма присваиваются начальные значения: α — уровень значимости для проверки гипотезы об адекватности модели экстраполятора, используемой при прогнозировании выходной характеристики МТО; N_0 — начальное количество измерений входов и выходов МТО, используемых для построения прогнозирующей модели; N_b — размер буфера для аккумулирования измерений, поступающих в процессе функционирования МТО.

3.2. Изменение интервала дискретизации

В условиях неравноотстоящих по времени измерений выходной переменной традиционно применяется полиномиальная (чаще всего линейная или

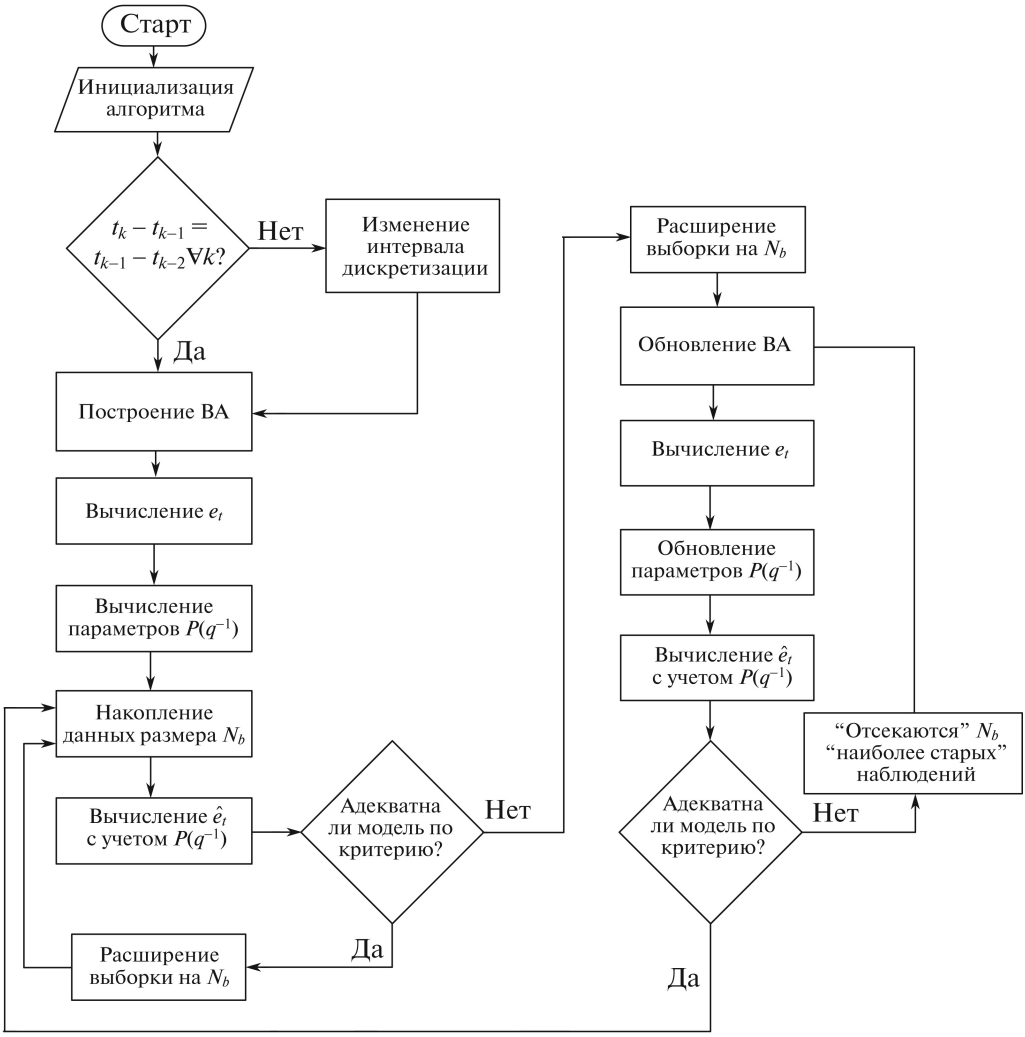

Рис. 2. Схема построения адаптивного виртуального анализатора.

квадратичная) или какая-либо еще интерполяция между близлежащими по времени значениями процесса. Такие подходы обладают критическим недостатком: они искажают спектральную плотность процесса, являющуюся основой для построения прогнозирующих моделей. Для преодоления подобных недостатков предлагается следующий подход.

Пусть процесс x_t, $t = 0, 1, \ldots, N-1$ в результате преобразования Фурье может быть представлен в виде линейной комбинации синусоид и косинусоид гармонических частот со своими амплитудами:

$$(6)\quad x_t = A_0 + 2\sum_{m=1}^{n-1}\left\{A_m \cos\left(\frac{2\pi}{N}mt\right) + B_m \sin\left(\frac{2\pi}{N}mt\right)\right\} + A_n \cos\left(\frac{2\pi}{N}nt\right),$$

где $t = 0, 1, \ldots, N-1$, m — номер гармоники, A_m, B_m — амплитуды косинусоиды и синусоиды частоты $2\pi m/N$, $n = N/2$, если N четно. Если N нечетно ($N = 2n-1$), то $n = (N+1)/2$ и в этой формуле отсутствует последнее слагаемое (гармоника с амплитудой A_n).

Для целочисленных моментов времени амплитуды косинусоиды и синусоиды частоты $2\pi m/N$ определяются по формулам:

$$A_m = \frac{1}{N}\sum_{t=0}^{N-1} x_t \cos\left(\frac{2\pi}{N}mt\right),\ B_m = \frac{1}{N}\sum_{t=0}^{N-1} x_t \sin\left(\frac{2\pi}{N}mt\right),\ m = 0, 1, \ldots, n.$$

В случае известных значений $x(\tau)$, где τ не является целым числом, можно воспользоваться непрерывностью гармонических функций и выразить $x(\tau)$ через их амплитуды:

$$x(\tau) = A_0 + 2\sum_{m=1}^{n-1}\left\{A_m \cos\left(\frac{2\pi}{N}m\tau\right) + B_m \sin\left(\frac{2\pi}{N}m\tau\right)\right\} + \\ + A_n \cos\left(\frac{2\pi}{N}n\tau\right).$$

Имея N различных значений $x(\tau)$, составим систему N уравнений, из которой можно найти амплитуды всех гармонических частот A_m, $m = 0, 1, \ldots, n$; B_m, $m = \overline{1, (n-1)}$:

$$x(\tau_k) = A_0 + 2\sum_{m=1}^{n-1}\left\{A_m \cos\left(\frac{2\pi}{N}m\tau_k\right) + B_m \sin\left(\frac{2\pi}{N}m\tau_k\right)\right\} + \\ + A_n \cos\left(\frac{2\pi}{N}n\tau_k\right), \quad k = \overline{1, N}.$$

Зная амплитуды всех гармоник

$$S = \left[\ A_0 \ \ 2A_1 \ \ \cdots \ \ 2A_{n-1} \ \ 2B_1 \ \ \cdots \ \ 2B_{n-1} \ \ A_n\ \right]^T,$$

найдем все x_t по формуле (6).

3.3. Построение виртуального анализатора

Поскольку массообменные технологические процессы нелинейны по своей природе, необходимо разработать адаптивные ВА, которые будут учитывать нелинейность технологического процесса и адаптироваться к текущему режиму ТП. В связи с этим для построения ВА использовались нелинейный метод проекций на латентные структуры (НПЛС) [11] и нейронная сеть прямого распространения (НСПР) [12].

НПЛС основан на преобразовании матрицы U $(N \times p)$ и вектора Y $(N \times 1)$ в небольшую $(p \times p)$ квадратную матрицу “ядра” $U^{\mathrm{T}}YY^{\mathrm{T}}U$ размера, равного

количеству входных переменных. Используя матрицу “ядра” $U^{\mathrm{T}}YY^{\mathrm{T}}U$ вместе с матрицами $U^{\mathrm{T}}U\,(p \times p)$, $U^{\mathrm{T}}Y\,(p \times 1)$ и $YY^{\mathrm{T}}\,(1 \times 1)$, можно вычислить значения прогноза выхода (3) как

$$\hat{Y} = \mathbf{K}U(\mathbf{T}^{\mathrm{T}}\mathbf{K}U)^{-1}\mathbf{T}^{\mathrm{T}}Y, \tag{7}$$

где $\mathbf{K}$ — матрица Грама с гауссовой функцией ядра, $\mathbf{T}$ — вектор счета.

Архитектура НСПР представлена одним слоем входных нейронов, из которого сигналы поступают на один скрытый слой, размерность которого выбрана равной размерности входного слоя, и затем передаются на слой выходных нейронов.

3.4. Вычисление параметров прогнозирующего фильтра

В случае выявления статистически значимой сериальной корреляции в последовательности ошибок $\overline{e_1, e_N}$ применяемого ВА возможно уточнение предсказания выходной переменной. Такое уточнение достигается в результате поправки $\hat{e}_t$, отыскиваемой как прогноз ошибки модели e_t, вычисленный в момент $(t-1)$ по известным к тому времени ошибкам $e_{t-1}, e_{t-2}, \ldots, e_1$. Поправка $\hat{e}_t$ может быть передана на выход прогнозирующей модели через контур обратной связи (рис. 3). На рис. 3 $B(u)$ — символическое обозначение оператора реального объекта, $\hat{B}$ — оператор прогнозирующей модели, $\hat{y}_t^*$ — скорректированный выход модели, q^{-1} — оператор сдвига на один шаг назад, $F\left(q^{-1}\right)$ — передаточная функция прогнозирующего фильтра, $\hat{e}_t$ — прогноз ошибки e_t.

Воспользуемся широким и гибким классом моделей авторегрессии — скользящего среднего [13] для отыскания поправки $\hat{e}_t$. В рамках этого подхода прогнозируемый процесс рассматривается как выход обратимого линейного фильтра (“формирующего фильтра”), на вход которого поступает “белый

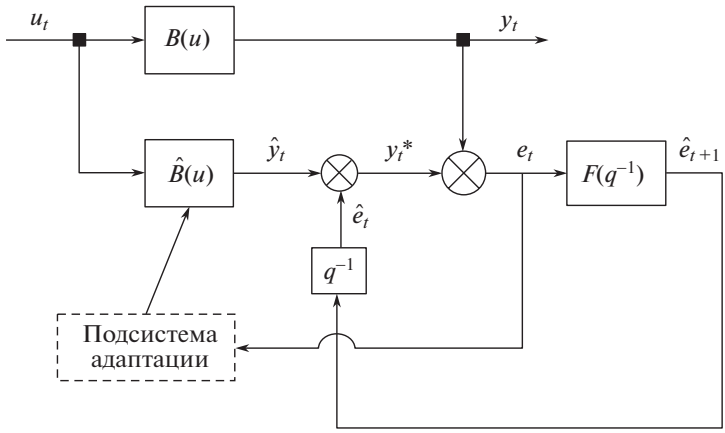

Рис. 3. Схема функционирования адаптивного ВА.

шум", т.е. стационарный процесс с постоянной спектральной плотностью. Передаточная функция формирующего фильтра $P(q^{-1})$ отыскивается в классе рациональных алгебраических функций оператора сдвига назад:

$$e_t - \bar{e} = P\left(q^{-1}\right)\varepsilon_t = \frac{\prod\limits_{l=1}^{N_n}(1 - H_l q^{-1})}{\prod\limits_{k=1}^{N_d}(1 - G_k q^{-1})}\varepsilon_t,$$

где ε_t и e_t — соответственно вход и выход формирующего фильтра в момент t; $\bar{e}$ — средний уровень процесса e_t; N_n — порядок оператора скользящего среднего; N_d — порядок оператора авторегрессии; H_l, G_k — константы (в общем случае комплексные); q^{-1} — оператор сдвига на один интервал квантования назад, т.е. $q^{-k}e_t = e_{t-k}$. Условия стационарности и обратимости процесса e_t (необходимые для практического применения формирующего фильтра) принимают вид $|G_k| < 1$, $k = \overline{1, N_d}$; $|H_l| < 1$, $e = \overline{1, N}$ соответственно [13]. Если $F(q^{-1})$ — передаточная функция прогнозирующего фильтра, то $F\left(q^{-1}\right) = q\left[1 - P^{-1}\left(q^{-1}\right)\right]$, где $P^{-1}(q^{-1})$ — передаточная функция фильтра, обратного к формирующему (т.е. фильтра, преобразующего наблюдаемый процесс $e_t - \bar{e}$ в белый шум ε_t):

$$P^{-1}\left(q^{-1}\right)(e_t - \bar{e}) = \frac{\prod\limits_{k=1}^{N_d}(1 - G_k q^{-1})}{\prod\limits_{l=1}^{N_n}(1 - H_l q^{-1})}(e_t - \bar{e}) = \varepsilon_t.$$

В случае постоянных временных интервалов между измерениями выходной переменной передаточную функцию формирующего фильтра для процесса $(e_t - \bar{e})$ можно идентифицировать как $P\left(q^{-1}\right) = \frac{1}{1-aq^{-1}}$, откуда следует: $\hat{e}_t - \bar{e} = a\left(e_{t-1} - \bar{e}\right)$, т.е. $F(q^{-1}) = a$, где a — постоянный коэффициент, удовлетворяющий условию стационарности: $|a| < 1$.

3.5. Использование критерия Колмогорова для проверки адекватности модели упредителя

Для равноотстоящих по времени измерений выходной переменной чаще всего в качестве критерия для проверки точности прогноза используются характеристики разброса ошибки, например среднеквадратическая ошибка (СКО) [14]. Существенным недостатком такого критерия является то, что значение СКО прогноза может убывать вследствие уменьшения дисперсии выходной (прогнозируемой) переменной, вызванного, в свою очередь, уменьшением дисперсии входов. В таком случае можно не заметить момента, когда данные уже не будут соответствовать изменившимся свойствам технологического процесса. Если же, наоборот, дисперсия входных переменных со временем возрастает, это приведет к возрастанию дисперсии выходной величины,

следовательно, к увеличению СКО прогноза. В этом случае традиционные критерии сигнализируют об отсечении данных, которые могли бы содержать полезную информацию.

В связи с этим предлагается критерий адекватности модели, основанный на проверке статистической гипотезы о постоянстве спектральной плотности последовательности ошибок прогноза. С этой целью временной ряд, состоящий из ошибок прогноза, подвергается преобразованию Фурье. Затем формируется вариационный ряд из квадратов амплитуд членов полученного ряда Фурье, соответствующих гармоническим частотам, и при помощи критерия Колмогорова проверяется статистическая гипотеза о равномерности его распределения.

Спектр плотности случайных величин $\overline{e_1, e_N}$ можно представить при помощи периодограммы второго порядка:

$$I_k = (2\pi N)^{-1} \left| \sum_{t=1}^{N} \exp\left(-j\frac{2\pi}{N}kt\right)(e_t - \bar{e}) \right|^2, \quad k = \overline{1, N-1},$$

где

$$\bar{e} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} e_i, \quad j \text{ — мнимая единица.}$$

Если e_t, $t = \overline{1, N}$ — взаимно независимые случайные величины с дисперсией σ_e^2, то величины $4\pi I_k/\sigma_e^2$, $k = \overline{1, s}$, где $s = (N-1)/2$ при нечетном N и $s = (N-2)/2$ при четном N, подчинены распределению хи-квадрат с двумя степенями свободы.

Мера отклонения эмпирической функции распределения F_s от теоретической F_χ определяется как

$$D_s = \sup_{-\infty<x<\infty} |F_s(x) - F_\chi(x)|,$$

где

$$F_s(x) = \begin{cases} 0, & x < 4\pi I_1^*/\sigma_e^2, \\ i/s, & 4\pi I_i^*/\sigma_e^2 \le x < 4\pi I_{i+1}^*/\sigma_e^2, \\ 1, & x \ge 4\pi I_s^*/\sigma_e^2; \end{cases}$$

$F_\chi(x) = 1 - e^{-\frac{x}{2}}$, $i = \overline{1, s-1}$, I_i^* — i-й член вариационного ряда, т.е. последовательности, полученной упорядочением значений I_k по возрастанию: $I_1^* \le I_2^* \le \ldots \le I_s^*$.

Функция распределения случайной величины $\sqrt{s}D_s$ при больших s (при $s > 20$) близка к функции распределения Колмогорова [15, 16].

Этот критерий использовался в [17] для вычисления поправки ошибки, повышающей точность предсказания выходной переменной. В этой работе он

применяется как “мера близости” используемой прогнозирующей модели к модели, оптимальной в данной конкретной ситуации. Статистически значимое отклонение применяемой в данный момент модели от оптимальной, выявленное при помощи критерия Колмогорова, выполняет функцию сигнала о корректировке модели и прогнозирующего фильтра в процессе адаптации.

3.6. Накопление N_b измерений

По мере поступления новых измерений вычисляются ошибки прогнозов. Результаты измерений и ошибки прогнозов аккумулируются в буфере до его заполнения. После накопления N_b измерений проверяется адекватность модели, используемой для оценки выходной переменной МТО.

Вычисляется значение предлагаемого критерия адекватности. Если найденное значение попадает в область, вероятность попадания в которую равна $1-\alpha$, то оснований для изменения модели нет. В противном случае используемая модель считается утратившей адекватность вследствие изменения статистических характеристик прогнозируемого (нестационарного) процесса.

В случае необходимости корректировки модели для адаптивного ВА “отсекаются” N_b “наиболее старых” (т.е. полученных раньше других) измерений, затем строится новая модель. Для построения новой модели используются результаты всех имеющихся на данный момент измерений за исключением “отсеченных”.

4. Построение адаптивного ВА с использованием предлагаемого подхода изменения интервала дискретизации на примере реакционно-ректификационного технологического процесса

Для построения ВА использовался набор данных $N_0 = 250$, накопление измерений осуществлялось в буфере размером $T_b = 50$ [13]. В качестве уровня значимости для предлагаемого критерия было выбрано значение $\alpha = 0{,}05$. Для проверки работы алгоритма использовался тестовый сегмент данных с 18/06/2020 г. по 31/10/2021 г.

Временные интервалы между близлежащими (по времени измерения) значениями выходной переменной Y различны, поэтому применяется предложенный алгоритм изменения шага дискретизации. Интервал шага дискретизации составил 12 ч.

Выход модели представлен в виде авторегрессии пятого порядка:

$$y_t = \sum_{k=1}^{5} a_k y_{t-k} + \varepsilon_t. \tag{8}$$

Характеристическое уравнение упредителя:

$$1 - \sum_{k=1}^{5} a_k q^{-k} = 0.$$

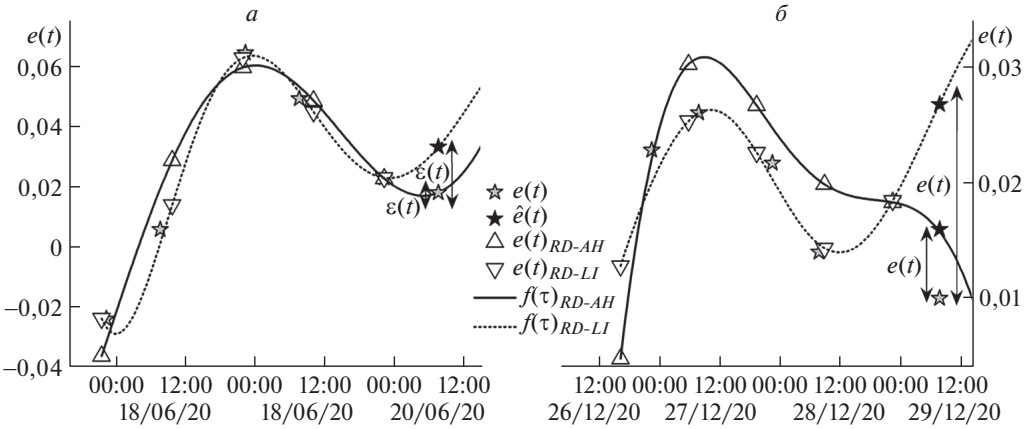

Рис. 4. Значения ошибок выходной переменной (2): *а* — на интервале с 18/06/2020 г. по 20/06/2020 г.; *б* — на интервале с 26/12/2020 г. по 29/12/2020 г.

Эвентуальная функция прогнозирующего фильтра пятого порядка описывается выражением

$$y(\tau) = \sum_{k=1}^{5} C_k q_k^{(\tau-\tau_0)}, \tag{9}$$

где $\tau_0 = t - 5$, $\tau = t - 1, \ldots, t - 5$ [13].

На рис. 4 представлен прогноз $\hat{e}\,(t)$ на интервал времени τ, величина которого не кратна шагу квантования, с использованием эвентуальных прогнозирующих функций $f\,(\tau)_{RD-LI}$ и $f\,(\tau)_{RD-AH}$ вида (9), построенных на рассчитанных значениях ошибок (2) на основе данных, полученных с использованием линейной интерполяции $e\,(t)_{RD-LI}$, и на основе данных, полученных с использованием предложенного алгоритма изменения шага дискретизации $e\,(t)_{RD-AH}$ соответственно.

Следует отметить, что ошибка прогноза ошибок $\varepsilon\,(t)$ на интервалах времени τ получается меньше с использованием эвентуальной прогнозирующей функции, полученной на значениях $e\,(t)_{RD-AH}$, что дает существенное преимущество предложенного подхода к изменению интервала дискретизации в сравнении с линейной интерполяцией.

5. Апробация построения адаптивного ВА с использованием предлагаемого критерия на примере реакционно-ректификационного технологического процесса

В процессе прогнозирования концентрации МВБЭ в условии равноотстоящих по времени измерений выходной переменной в качестве оценки $\bar{e}$ уровня последовательности e_t использовалось среднее арифметическое величин,

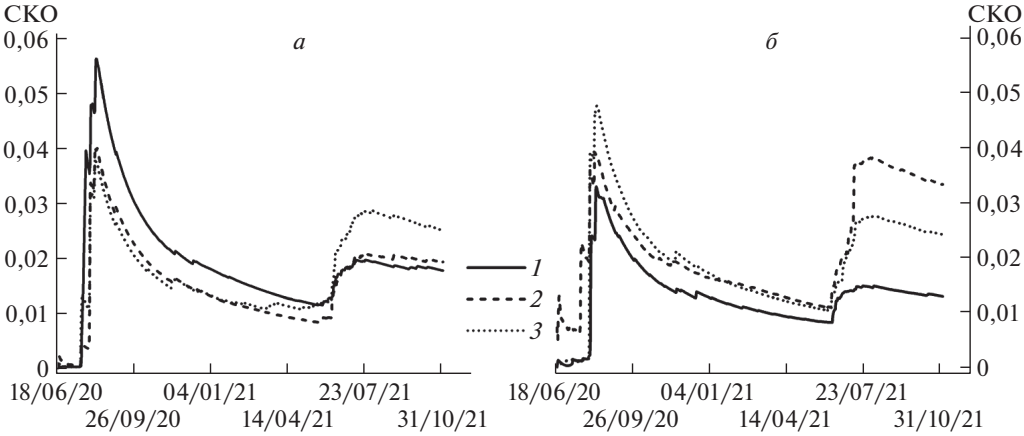

Рис. 5. Изменение СКО в ходе процесса на тестовом сегменте данных: *а* — функционирование адаптивного ВА, полученного с использованием НСПР; *б* — функционирование адаптивного ВА, полученного с использованием НПЛС.

входящих в предыдущий буфер, т.е. если e_t входит в M-й (в хронологической последовательности) буфер, то

$$\bar{e} = \bar{e}_{M-1} = \frac{1}{N_b} \sum_{i=N_{M-1}+1}^{N_{M-1}+N_b} e_i,$$

где $N_{M-1} = N_0 + (M-2)\,N_b$. Для ошибок прогнозирующей модели $\overline{e_1, e_{N_b}}$, входящих в первый буфер, оценкой уровня $\bar{e}$ считалось среднее арифметическое первых N_0 значений.

Статистическая оценка коэффициентов $\overline{a_1, a_5}$, найденная методом наименьших квадратов по первым 250 измерениям, составила $\hat{a}_1 = 0{,}3007$, $\hat{a}_2 = -0{,}0902$, $\hat{a}_3 = -0{,}0195$, $\hat{a}_4 = 0{,}0072$, $\hat{a}_5 = 0{,}0094$, тогда как оценка среднего $\bar{e}$ оказалась практически (с точностью до тринадцатой цифры после десятичной точки) равной нулю. Этого, конечно, следовало ожидать, так как первые N_0 измерений по сути составляют обучающую выборку. Последующие измерения вследствие нестационарности прогнозируемого процесса постепенно отклоняются от первоначальной оценки среднего. Поэтому оценка $\bar{e}$ в процессе адаптации пересчитывалась как среднее значение величин e_t, входящих в последний из заполненных буферов. Через 480 ч после начала процедуры критерий адекватности используемой модели подал сигнал о необходимости коррекции. Итоговая вычисленная оценка коэффициентов прогнозирующего фильтра оказалась равна $\hat{a}_1 = 0{,}7301$, $\hat{a}_2 = -0{,}2201$, $\hat{a}_3 = 0{,}0541$, $\hat{a}_4 = 0{,}0363$, $\hat{a}_5 = 0{,}0071$.

На рис. 5 представлен сравнительный анализ вычислений СКО, полученных с применением предлагаемого критерия адаптации на основе критерия Колмогорова (линия *1*), с предложенным в [18] критерием с использованием

Таблица 1. Результаты вычислений СКО на тестовом сегменте данных с адаптацией

Разработка ВА	Адаптация		
	на основе критерия Колмогорова	с использованием кластеризации	на основе “движущегося окна”
НПЛС	0,0129	0,0333	0,0242
	Улучшение, %	61,2	46,7
НСПР	0,0176	0,0192	0,0250
	Улучшение, %	8,1	29,4

кластеризации (линия *2*) и с использованием подхода “движущегося окна” (линия *3*). Сравнение проведено для разработанных ВА на основе НПЛС и НСПР на тестовом сегменте данных.

Среднее значение СКО (по всему временному интервалу прогнозирования с адаптацией) прогноза составило 0,0129 (для адаптивного ВА, полученного на основе НПЛС) при использовании критерия Колмогорова в качестве критерия адаптации (см. табл. 1).

6. Заключение

В условиях непостоянства временных интервалов между измерениями выходной переменной предложен алгоритм изменения шага квантования на основе вычисления амплитуд всех гармонических составляющих процесса. Такой подход позволил избежать искажения спектральной плотности процесса и повысить точность прогноза выходной переменной. Для равноотстоящих по времени измерений выходной переменной представлен критерий адаптации на основе критерия Колмогорова. Точность адаптивного виртуального анализатора была увеличена до 61% при использовании нелинейного метода проекций на латентные структуры.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Бахтадзе Н.Н.* Виртуальные анализаторы (идентификационный подход) // АиТ. 2004. № 11. С. 3–24.

   Bakhtadze N.N. Virtual Analyzers: Identification Approach // Autom. Remote Control. 2004. V. 65. P. 1691–1709.

   https://doi.org/10.1023/B:AURC.0000047885.52816.c7

2. *Лотоцкий В.А., Чадеев В.М., Максимов Е.А., Бахтадзе Н.Н.* Перспективы применения виртуальных анализаторов в системах управления производством // Автоматизация в промышленности. 2004. № 5. С. 23–29.

3. *Udugama I.A., Camps M.A., Taube M.A., Thawita C., Anantpinijwatna A., Mansouri S.S., Yu W.* Novel soft sensor for measuring and controlling product recovery in a high-purity, multicomponent, side-draw distillation column // Ind. Eng. Chem. Res. 2019. V. 58. No. 43. P. 20026–20035. https://doi.org/10.1021/acs.iecr.9b04594

4. *Bo C.M., Li J., Sun C.Y., Wang Y.R.* The application of neural network soft sensor technology to an advanced control system of distillation operation // Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks. Portland, OR, USA, 2003. V. 2. P. 1054–1058. https://doi.org/10.1109/IJCNN.2003.1223836
5. *Vallejo M., de la Espriella C., Gymez-Santamarнa J., Ramнrez-Barrera A.F., Delgado-Trejos E.* Soft metrology based on machine learning: a review // Meas. Sci. Technol. 2019. V. 31. No. 3. Art. 032001. https://doi.org/10.1088/1361-6501/ab4b39
6. *Kadlec P., Gabrys B., Grbic R.* Review of adaptation mechanisms for data-driven soft sensors // Comput. Chem. Eng. 2011. V. 35. P. 1–24.

   https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2010.07.034
7. *Curreri F., Patanè L., Xibilia M.G.* Soft Sensor Transferability: A Survey // Appl. Sci. 2021. V. 11. No. 16. Art. 7710. https://doi.org/10.3390/app11167710
8. *Ditzler G., Roveri M., Alippi C., Polikar R.* Learning in nonstationary environments: a survey // IEEE Comput. Intell. Mag. 2015. V. 10. No. 4. P. 12–25.

   https://doi.org/10.1109/MCI.2015.2471196
9. *Alakent B.* Soft sensor design using transductive moving window learner // Comput. Chem. Eng. 2020. V. 140. Art. 106941.

   https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2020.106941
10. *Kaneko H., Funatsu K.* Adaptive soft sensor model using online support vector regression with time variable and discussion of appropriate hyperparameter settings and window size // Comput. Chem. Eng. 2013. V. 58. P. 288–297.

    https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2013.07.016
11. *Kaneko H.* Estimating the reliability of predictions in locally weighted partial least-squares modeling // J. Chemom. 2021. Art. e3364. https://doi.org/10.1002/cem.3364
12. *Lu J., Zhao N.* Application of neural network algorithm in propylene distillation // arXiv preprint arXiv:2104.01774. 2021.
13. *Box G.E.P., Jenkins G.M., Reinsel G.C., Ljung G.M.* Time series analysis: forecasting and control. Hoboken, N.J.: Wiley, 2016. 709 p.
14. *Qin S.* Statistical process monitoring: basics and beyond // J. Chemometrics. 2003. V. 17. No. 8–9. P. 480–502. https://doi.org/10.1002/cem.800
15. *Колмогоров А.Н.* Об эмпирическом определении закона распределения // Теория вероятностей и математическая статистика / Под ред. Ю.В. Прохорова. М.: Наука, 1986. С. 134–141.
16. *Marsaglia G., Tsang W.W., Wang J.* Evaluating Kolmogorov's Distribution // Journal of Statistical Software. 2003. Vol. 8. No. 18. P. 1–4.
17. *Климченко В.В., Самотылова С.А., Торгашов А.Ю.* Обратная связь в прогнозирующей модели реакционно-ректификационного технологического процесса // Известия РАН. ТиСУ. 2019. № 4. С. 144–155.

    https://doi.org/10.1134/S0002338819040073

    Klimchenko V.V., Samotylova S.A., Torgashov A.Yu. Feedback in a Predictive Model of a Reactive Distillation Process // J. Comput. Syst. Sci. Int. 2019. V. 58. No. 4. P. 637–647. https://doi.org/10.1134/S1064230719040075
18. *Снегирев О.Ю., Торгашов А.Ю.* Адаптация структуры и параметров нелинейных виртуальных анализаторов на примере промышленного реакционно-ректификационного технологического процесса // Автоматизация в промышленности. 2021. № 3. С 3–11. https://doi.org/10.25728/avtprom.2021.03.01

Snegirev O.Yu., Torgashov A.Yu. Adaptation of the Structure and Parameters of Nonlinear Soft Sensors by the Example of an Industrial Reactive Distillation Process // Autom. Remote Control. 2021. V. 82. No. 10. P. 1774–1786.

https://doi.org/10.1134/S0005117921100143

Статья представлена к публикации членом редколлегии Н.Н. Бахтадзе.

Поступила в редакцию 08.02.2022

После доработки 20.06.2022

Принята к публикации 28.07.2022