

УДК: 681.5.015

Бобух А.А., Ковалёв Д.А., Подустов М.А., Переверзева А.Н.

**ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ ФИЛЬТРАЦИИ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ
ИЗМЕНЕНИЙ ИЗМЕРЯЕМЫХ ЗНАЧЕНИЙ ПАРАМЕТРОВ
ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ**

Введение

При разработке автоматизированного управления технологическими процессами (АУТП) промышленного производства возникают как минимум две задачи, связанные, во-первых, с фильтрацией измеряемых выходных сигналов преобразователей с целью выделения из них измеряемых значений параметров и, во-вторых, исследования возможности прогнозирования их изменений с целью оперативного управления ими.

Цель работы

При разработке АУТП промышленного производства используется информация от нескольких сот преобразователей и эта информация является основой для алгоритмизации практически всех задач АУТП, следовательно, анализ различных методов фильтрации и прогнозирования изменений измеряемых значений параметров технологических процессов является весьма актуальной научно-технической задачей.

Основная часть

Рассмотрим первую задачу. При наличии микропроцессорных контроллеров (МПК) фильтрация измеряемых сигналов от преобразователей может осуществляться с помощью специальных алгоритмов (дискретная фильтрация). При этом различные методы фильтрации дают, с одной стороны, неодинаковую погрешность получения сглаженных сигналов, а с другой, их реализация на МПК может привести к различной загрузке элементов вычислительных устройств. В качестве критерия фильтрации выбрана величина ε^2 , определяемая по формуле:

$$\varepsilon^2 = M [Z(t) - \tilde{X}(t)]^2, \quad (1)$$

где M – математическое ожидание; $Z(t)$ – измеряемый сигнал; $\tilde{X}(t)$ – сглаженный сигнал на выходе фильтра.

Фильтрацию параметров технологических процессов необходимо осуществлять таким образом, чтобы минимизировать ε^2 .

Выбор именно этой величины в качестве критерия фильтрации обусловлен тем, что такой критерий удовлетворяет необходимым условиям (предъявляемым к выбору критерия по Калману [1]) и он находит достаточно широкое применение при решении задач фильтрации [2]. С помощью приведенного критерия был произведен анализ широко распространенных методов фильтрации измеряемых значений параметров: скользящего среднего, Брауна (экспоненциального сглаживания) и взвешенного среднего [3–4].

Особенностью алгоритмов фильтрации методом скользящего среднего является то, что расчёт значений крайних точек h сглаживаемых массивов производится по формулам [3], где h – количество точек по которым производится сглаживание. Так,

для

$h = 3$ первая и последняя точки сглаживаемого массива рассчитываются по формулам:

$$\tilde{X}_1 = \frac{1}{6}(5X_1 + 2X_2 - X_3); \quad (2)$$

$$\tilde{X}_N = \frac{1}{6}(-X_{N-2} + 2X_{N-1} + 5X_N), \quad (3)$$

где N – число точек исходного массива.

Для $h = 5$ две первые и две последние точки сглаживаемого массива рассчитываются по формулам:

$$\tilde{X}_1 = \frac{1}{5}(3X_1 + 2X_2 + X_3 - X_5); \quad (4)$$

$$\tilde{X}_2 = \frac{1}{10}(4X_1 + 3X_2 + 2X_3 + X_4); \quad (5)$$

$$\tilde{X}_{N-1} = \frac{1}{10}(X_{N-3} + 2X_{N-2} + 3X_{N-1} + 4X_N); \quad (6)$$

$$\tilde{X}_N = \frac{1}{5}(-X_{N-4} + X_{N-2} + 2X_{N-1} + 3X_N). \quad (7)$$

Характерной чертой алгоритма фильтрации методом Брауна [4] является, то, что коэффициент α выбирается для каждого конкретного сглаживаемого параметра технологического процесса отдельно, исходя из условия минимизации критерия фильтрации. Применение метода Брауна при K – циклах сглаживания исходного массива в общем случае требует определения оптимального для каждого цикла коэффициента α , при этом в нашем случае $\alpha_{opt} = f(K)$ имеет вид:

$$\alpha = \begin{cases} 0,49 & \text{при } K = 1 \\ 1 & \text{при } K > 1 \end{cases}. \quad (8)$$

Особенностью алгоритма фильтрации методом взвешенного среднего [3] является то, что расчет крайних (первой и последней) точек сглаживаемого массива производится по формулам:

$$\tilde{X}_1 = \frac{2X_1 + X_2}{3}; \quad (9)$$

$$\tilde{X}_N = \frac{X_{N-1} + 2X_N}{3}. \quad (10)$$

Возможность применения изложенных методов фильтрации для расчета сглаженных значений параметров технологического процесса промышленного производства была проверена применительно к нескольким наиболее характерным его параметрам. На рисунке 1 приведены графики зависимости ε^2 от числа циклов

сглаживания – K для всех рассмотренных методов фильтрации применительно к расходу газа ($Q_{\text{ср}}=27461,8 \text{ м}^3/\text{ч}$).

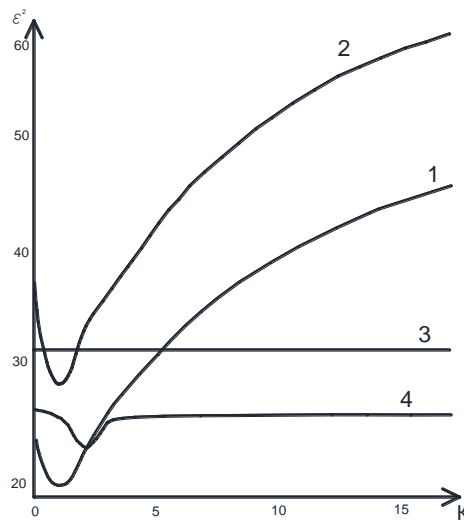


Рисунок 1 – Графики зависимости среднеквадратической погрешности фильтрации от числа циклов сглаживания: 1 – методом фильтрации скользящего среднего при $h=3$; 2 – методом скользящего среднего при $h=5$; 3 – методом Брауна; 4 – методом взвешенного среднего

Анализ приведенных графиков свидетельствует о том, что сглаживание данного параметра рационально осуществлять методом скользящего среднего при $h = 3$.

На рисунке 2 приведены графики изменения (методом скользящего среднего при $h = 3$ и $K = 2$) измеряемого (1) и сглаженного (2) сигналов.

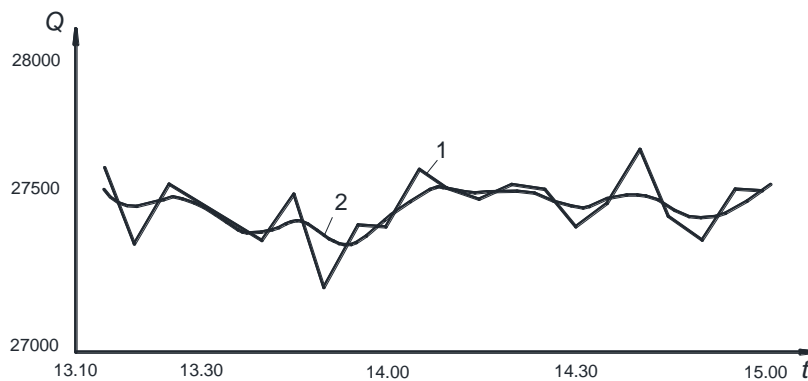


Рисунок 2 – Графики изменения измеряемого (1) и сглаженного (2) значений расхода газа Q

Анализ этих графиков свидетельствует о том, что выбранный метод фильтрации может быть применен для сглаживания исследуемого параметра.

С учетом выбранного метода фильтрации рассмотрим вторую задачу. Математическая теория прогнозирования хорошо разработана и широко освещена в литературе [3–5]. Наибольшее распространение получил метод Колмогорова – Габора [5], использующий обобщенный степенной полином:

$$x^*(t + \tau) = r_0 + \sum_{j=1}^m r_j x_j + \sum_{j_1} \sum_{j_2} r_{j_1 j_2} x_{j_1 j_2} + \sum_{j_1} \sum_{j_2} \sum_{j_3} r_{j_1 j_2 j_3} x_{j_1 j_2 j_3} + \dots, \quad (11)$$

(где $x_j = x[t - (j-1)T]$), который представляет собой чрезвычайно гибкий оператор, учитывающий настоящие и предыдущие значения временной функции и позволяющий, варьируя степень полинома l и величину предыстории m , выбрать форму предсказывающего оператора, дающего достаточную точность прогноза при оптимальном объеме памяти и времени счета θ .

Весовые коэффициенты r_j , которые характеризуют влияние отдельных составляющих полинома, удовлетворяющих выбранному критерию оптимальности, могут быть определены двумя методами: при помощи составления и решения системы нормальных уравнений Гаусса, а также методами адаптации, в частности, стохастической аппроксимации.

Мы остановились на первом методе, поскольку он является более точным, и, как показали исследования, вполне применим для нашего случая.

При этом были приняты следующие допущения:

1) критерием оптимальности служит \min среднеквадратической ошибки отклонения прогнозируемых значений от действительных:

$$\bar{\varepsilon}^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [x^*(t + iT) - x(t + iT)]^2, \quad (12)$$

где N – длина проверочной последовательности; t – текущий момент времени; T – период дискретности;

2) рассматривается наиболее общий случай прогнозирования на шаг вперед, то есть $\tau = T$. (Выбор периода дискретности является самостоятельной задачей комплекса и в настоящей работе не рассматривается);

3) параметры полинома должны улучшаться в процессе обучения.

Учитывая вышесказанное, можно определить цель этой задачи как выбор оптимальных характеристик полинома, то есть исследование методики оптимизации функции:

$$\bar{\varepsilon}^2 = f(m, l, p, \theta), \quad (13)$$

где p – длина обучающей последовательности – будет определена ниже.

Исследования проводились для технологических процессов характеризующихся инерционностью. В качестве примера приведены результаты выбора характеристик предсказывающего оператора для прогнозирования применительно к расходу газа Q .

Ниже приведена методика определения указанных характеристик полинома.

1. Влияние количества точек предыстории m на качество предсказания было рассмотрено на наиболее простых линейных полиномах вида:

$$x^*(t + T) = r_0 + \sum_{j=1}^m r_j x_j [t - (j-1)T], \quad (14)$$

что позволило определить необходимую длину используемой в операторе предыстории с наименьшими затратами времени счета θ_{min} . Графики функции $\bar{\varepsilon} = f(m)$ (рисунок 3) показывают, что изменение $\bar{\varepsilon}$ является монотонной функцией m , имеющей минимум при $m = 2$, то есть наибольшее влияние на точность прогноза $x^*(t+T)$ оказывают члены $x(t)$ и $x(t - T)$. Так как увеличение числа используемых в полиноме членов предыстории не дает улучшения качества прогноза, дальнейшие расчеты проводились при фиксированном значении $m_{opt} = 2$.

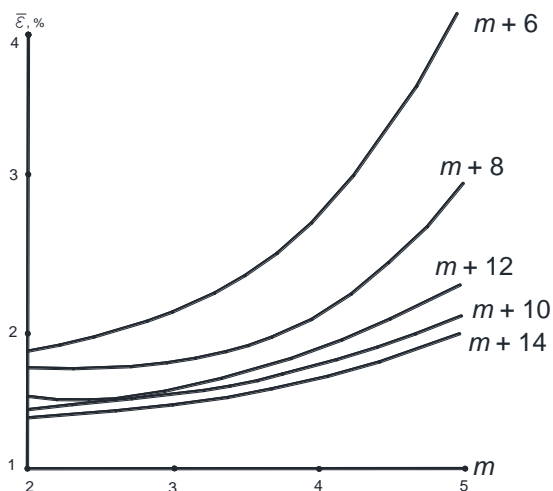


Рисунок 3 – Зависимость качества прогноза от величины предыстории

2. Исследование влияния сложности структуры полинома на точность прогноза проводилось для оператора типа (11) первой, второй и третьей степени. При этом полагали, что полином первой степени представляет собой линейный фильтр Колмогорова – Габора, учитывающий $m = m_{opt}$ интервалов дискретности; полином второй степени содержит дополнительно произведения этих дискретных значений по два, включая квадраты, то есть $n_{(2)} = m + 0,5m(m+1)$ членов; а полином третьей степени – составляющие третьего порядка, включая кубы, то есть $n_{(3)} = m + \frac{1}{2}m(m+1) + \frac{1}{6}m(m+1)(m+2)$. Из сказанного видно, что число составляющих оператора n резко возрастает с увеличением степени полинома, а для однозначности определения весовых коэффициентов r_j ($j = \overline{0, n}$) по выбранному выше методу необходимо составить не менее $n + 1$ условных уравнений вида (11) для моментов времени $t, t - T, t - 2T$ и так далее (на практике рекомендуется увеличить число этих уравнений в 5–10 раз для устранения влияния неточности измерения функции [4]).

Следовательно, уменьшение среднеквадратической ошибки при увеличении степени предсказывающего оператора и при $m = m_{opt}$ может быть достигнуто лишь за счет резкого увеличения объема вычислительных операций, что не оправдано при предусматриваемой обработке большого числа параметров (рисунок 4).

Полином	1	2	3	4
l	1	1	2	3
j	0,1,2	1,2	0,1,...,6	0,1,...,9

3. Влияние на качество прогноза длины обучающей последовательности K (где K – число дискретных значений $x[t - (i - 1)]$, $i = \overline{1, K}$), необходимых для определения весовых коэффициентов r_j , также может быть проиллюстрировано графиками (рисунок 4). Из графиков можно видеть, что функции $\bar{\varepsilon} = f(K)$ для различных видов полинома (1–4) монотонно убывают, асимптотически приближаясь к уровню наилучшего предсказания для данного полинома.

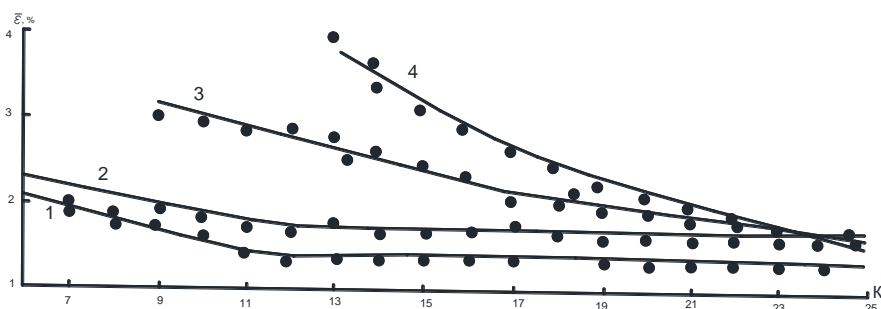


Рисунок 4 – Зависимость качества прогноза от длины обучающей последовательности и структуры полинома

Увеличение длины обучающей последовательности не улучшает качество прогноза. Следовательно, в качестве оптимальной длины обучающей последовательности может быть выбрана точка выхода на уровень оптимального предсказания для данного полинома. Для линейного полинома эта длина минимальна и равна $K = 12$ дискретов (для расхода газа Q).

4. Временные характеристики предсказывающего оператора, приведенные на рисунке 5, характеризуют время, затраченное для прогноза Q при определении $x^*(t + T)$ при $K \approx K_{\text{опт}}$, $m = m_{\text{опт}}$ и $l = 1, 2, 3$. Как видно из графиков время обучения резко возрастает с увеличением сложности структуры полинома, что еще раз подтверждает сделанный выше вывод о целесообразности выбора линейного полинома для прогнозирования Q .

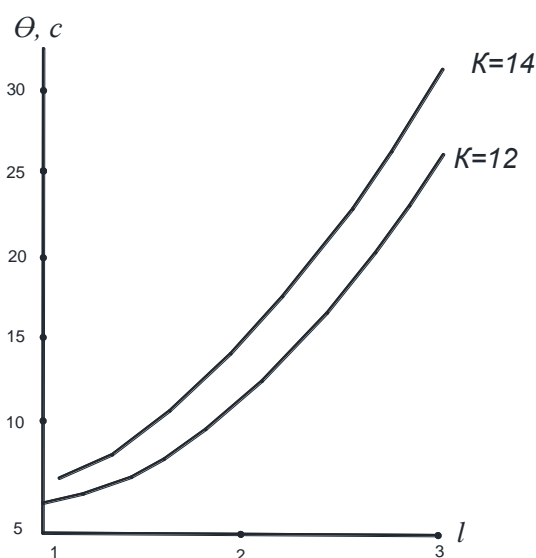


Рисунок 5 – Временные характеристики предсказывающего оператора при $k \approx k_{\text{опт}}$, $m = 2$ и $l = 1$

При выбранной структуре полинома (11) и $K = K_{\text{опт}}$ для наглядности на рис. 6 приведены графики значений измеряемых (1) и прогнозируемых (2) значений изменения расхода газа Q на небольшом отрезке проверочной последовательности, причем p остается постоянной, и учитываются поступающие измеряемые значения параметра.

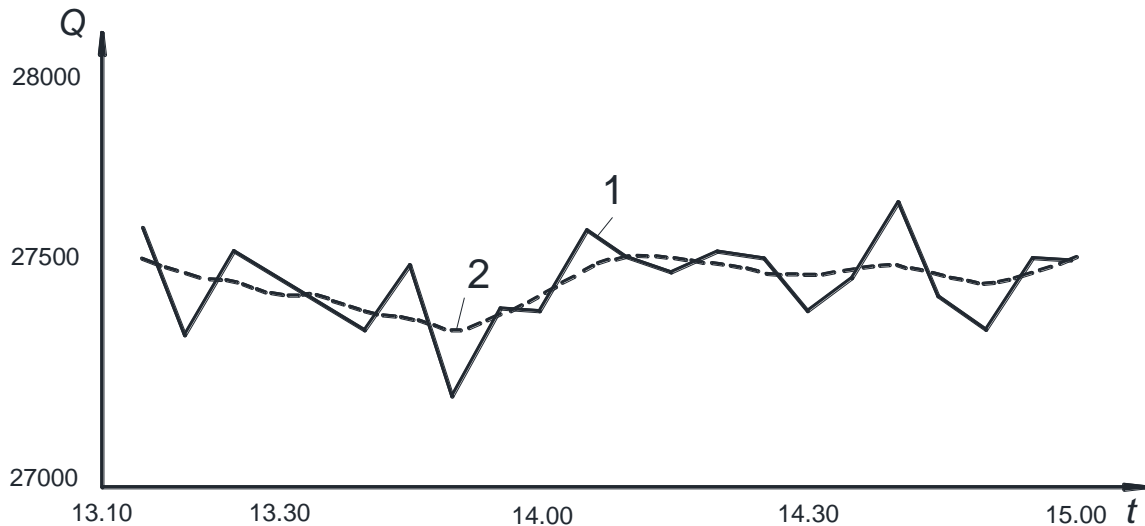


Рисунок 6 – Графики изменения измеряемого (1) и прогнозируемого (2) значений расхода газа Q

Вывод

В результате проведенных исследований выполнен анализ различных методов фильтрации измеряемых значений параметров технологических процессов и для выбранного метода выполнено прогнозирование изменений параметров этих процессов с целью оперативного управления при разработке и реализации АУТП.

Литература

1. Ingvar Strid «Block Kalman Filtering for Large-Scale DSGE Models»/Ingvar Strid, Karl Walentin // Computational Economics (Springer), 2009. – Т. 33 (3) – р. 277–304.
2. Кулиш У. Достоверные вычисления. Базовые численные методы : пер. с англ. / У. Кулиш, Д. Рац, Р. Хаммер, М. Хокс. – М. : РХД, 2005. – 495 с.
3. Дуброва Т. А. Статистические методы прогнозирования / Т. А. Дуброва. – М. : ЮНИТИ, 2003. – 204 с.
4. Лукашин Ю.П., Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов/ Ю.П. Лукашин. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 416 с.
5. Стрижов В.В. Методы выбора регрессионных моделей/ В.В. Стрижов, Е.А Крымова. – М.: ВЦ РАН, 2010.– 60 с.

Bibliography (transliterated)

1. Ingvar Strid «Block Kalman Filtering for Large-Scale DSGE Models»/Ingvar Strid, Karl Walentin Computational Economics (Springer), 2009. – Т. 33 (3) – р. 277–304.

2. Kulish U. Dostovernnye vyichisleniya. Bazovyye chislennyye metody : per. s angl. U. Kulish, D. Rats, R. Hammer, M. Hoks. – М. : RHD, 2005. – 495 p.
3. Dubrova T.A. Statisticheskie metody prognozirovaniya T.A. Dubrova. – М. : YuNITI, 2003. – 204 p.
4. Lukashin Yu.P., Adaptivnyie metody kratkosrochnogo prognozirovaniya vremennyih ryadov Yu.P. Lukashin. – М.: Finansyi i statistika, 2003. – 416 p.
5. Strizhov V.V. Metody vyibora regressionnyih modeley V.V. Strizhov, E.A Kryimova. – М.: VTs RAN, 2010.– 60 p.

УДК: 681.5.015

Бобух А.О., Ковальов Д.О., Подустов М.О., Переверзева А.М.

**ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ФІЛЬТРАЦІЇ І ПРОГНОЗУВАННЯ ЗМІН
ВИМІРЮВАНИХ ЗНАЧЕНЬ ПАРАМЕТРІВ ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПРОЦЕСІВ**

У статті виконано аналіз різних методів фільтрації вимірюваних значень параметрів технологічних процесів і для вибраного методу виконано прогнозування змін параметрів цих процесів з метою оперативного управління ними.

Bobukh A.A., Kovalyov D.A., Podustov M.A., Pereverzieva A.N.

**APPLICATION OF METHODS OF FILTRATION AND PROGNOSTICATION
OF CHANGES OF MEASUREABLE VALUES OF PARAMETERS
OF TECHNOLOGICAL PROCESSES**

In the article the analysis of different methods of filtration of measureable values of parameters of technological processes is executed and for the chosen method prognostication of changes of parameters of these processes is executed with the purpose of operative control by them.