

А.Ю. Гусев, В.Г. Макиенко, Ю.П. Рыбальченко

## ОЦЕНКА И ПРОГНОЗ ХОДА ДОМЕННОЙ ПЕЧИ С ПОМОЩЬЮ МОДИФИЦИРОВАННОГО ФИЛЬТРА КАЛМАНА

Розглянуто метод побудови модифікованого фільтра Калмана і його застосування для керування процесом доменної плавки.

Рассмотрен метод построения модифицированного фильтра Калмана и его применение для управления процессом доменной плавки.

The method of construction of modified filter Kalman and its application for management of process domain swimming trunks

Управление процессом доменной плавки предполагает обеспечение заданного химического состава продуктов плавки, температуры жидкого чугуна на выпуске, а также поддержание определенного теплового состояния доменной печи в процессе выплавки чугуна.

Для решения поставленной задачи необходимо определить некоторые обобщенные характеристики, подлежащие измерению и обработке с целью выработки адекватных управляющих воздействий.

В качестве таких характеристик могут выступать как результаты химического анализа продуктов плавки на выпуске, так и термо-э.д.с. от датчиков (термопар), установленных на кожухе доменной печи, которая отражает тепловое состояние доменной печи.

При этом следует учитывать, что доменная печь как объект управления обладает большой инерционностью по отдельным каналам воздействий (постоянная времени достигает 2-4 ч.) и запаздыванием (время запаздывания объекта 6-7 ч.) [1].

Указанные обстоятельства значительно усложняют процесс управления. Величина управляющих воздействий определяется статическими и динамическими характеристиками процесса. Эти характеристики являются нелинейными и изменяются во времени в процессе плавки, требуя соответствующего изменения и величины управляющих воздействий.

Таким образом, поставленная задача сводится к классической задаче управления стохастическим процессом и, следовательно, требует оценки и прогноза соответствующих характеристик.

В настоящей работе рассмотрен статистический метод обработки реальных сигналов, адекватных характеристикам, характеризующим тепловое состояние доменной печи, с целью прогноза ее теплового состояния и химического состава жидких продуктов плавки. В качестве математического аппарата и алгоритмов оценки и прогноза предлагается метод, основанный на модифицированном алгоритме фильтра Калмана [2, 3], который позволяет синтезировать динамический фильтр-прогнозатор, являющийся субоптимальным (в смысле минимума среднеквадратической ошибки) для исследуемого класса сигналов.

Кроме того, решение в виде рекуррентного вычислительного алгоритма делает возможным непосредственный синтез схемы оценивания с помощью ЭВМ и позволяет получать оценки сигнала и его прогноз в реальном масштабе времени.

Получение оценки текущего значения в виде зависимости от предыдущих значений дает возможность простой заменой  $n$ -й оценки на  $n + k$  осуществлять прогнозирование процесса на  $k$  шагов вперед.

Для случая дискретных измерений сигнала  $S_n$ , представим его в виде аддитивной смеси

$$S_n = X_n + Q_n, \quad (1)$$

где  $X_n$  – полезный сигнал;  $Q_n$  – аддитивный шум с математическим ожиданием  $M[Q_n] = 0$  и дисперсией  $R$ .

Для модели сигнала (1) уравнения фильтра Калмана могут быть записаны в виде

$$\begin{aligned} \hat{X}_n &= F_n \hat{X}_{n-1} + K_n [S_n - H_n F_n \hat{X}_{n-1}] \\ K_n &= A_n H_n^T [H_n A_n H_n^T + R]^{-1} \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} A_n &= F_n P_{n-1} F_n^T \\ P_n &= A_n - K_n H_n A_n, \end{aligned}$$

где  $\hat{X}_n$  – вектор оценки сигнала при  $n$ -м отсчете;  $F_n$  – матрица перехода состояний от  $n - 1$  к  $n$ -му отсчету;  $K_n$  – векторный коэффициент усиления фильтра;  $S_n$  – измеренное значение сигнала;  $H_n$  – матрица условий наблюдения; индекс «Т» обозначает транспонирование матрицы.

Уравнения (2) могут быть применены для получения оценки непосредственно, если известна матрица перехода  $F_n$ , то есть по существу, аналитический вид обрабатываемой зависимости. На практике, как правило, аналитическое выражение для оцениваемого сигнала неизвестно, и определение коэффициентов матрицы является сложным и трудоемким процессом идентификации.

В данной работе предлагается модифицировать фильтр Калмана путем представления входного сигнала в виде его аппроксимации рядом Тейлора в каждой точке измерения. При этом для порядка аппроксимации  $m = 2$  матрица перехода будет иметь вид:

$$F = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix};$$

для произвольного порядка аппроксимации коэффициенты матрицы  $F_{ij}$ , и определяются по формуле:

$$F_{ij} = \begin{cases} \frac{j!}{i!(j-i)!} - (j-i), & 0 \leq i \leq m, i \leq j \leq m, \\ 0, & j < i. \end{cases}$$

Таким образом, принимая  $m = 2$  (квадратичная аппроксимация), получим для уравнения (2) следующие выражения в форме субоптимального фильтра-прогнозатора

$$\begin{aligned} \hat{x}_n &= \hat{x}_{n-1} + \hat{y}_{n-1} + \hat{z}_{n-1} + \alpha_n C_n; \\ \hat{y}_n &= \hat{y}_{n-1} + 2\hat{z}_{n-1} + \beta_n C_n; \\ \hat{z}_n &= \hat{z}_{n-1} + \gamma_n C_n; \\ C_n &= S_n - \hat{x}_{n-1} - \hat{y}_{n-1} - \hat{z}_{n-1}, \end{aligned}$$

где  $\alpha_n = P_n^{11} R^{-1}$ ,  $\beta_n = P_n^{21} R^{-1}$ ,  $\gamma_n = P_n^{31} R^{-1}$  – элементы матричного коэффициента усиления фильтра

$K_n = P_n H_n^T R^{-1}$ , определяемые через элементы  $P_{ij}$  матрицы  $P_n$  (2), а  $y_n$  и  $z_n$  имеют смысл соответственно первой и второй производных.

Известные из теории фильтров причины расходимости (смещенности оценок), связанные в данном случае в основном с конечным значением  $m$ , требуют контроля расходимости. Для этих целей предлагается процедура, которая сводится к подсчету статистики вида

$$B_M = \sum_{l=1}^M b_l, \quad B_0 = 0, \quad l = 1, 2, \dots, M$$

$$b_l = \text{sgn}(S_l - \hat{X}_l) = \begin{cases} +1, & S_l - \hat{X}_l \geq 0 \\ -1, & S_l - \hat{X}_l < 0 \end{cases}$$

на интервале  $(n-M, n)$ . Определенные на этом интервале величины  $(B_M - \min B_M)$  и  $(\max B_M - B_M)$  сравниваются с порогом  $h$ . При превышении значения  $h$  одной из величин принимается решение о расходимости; параметрам фильтра присваиваются начальные значения, а фильтрация продолжается с момента  $(n-M)$ .

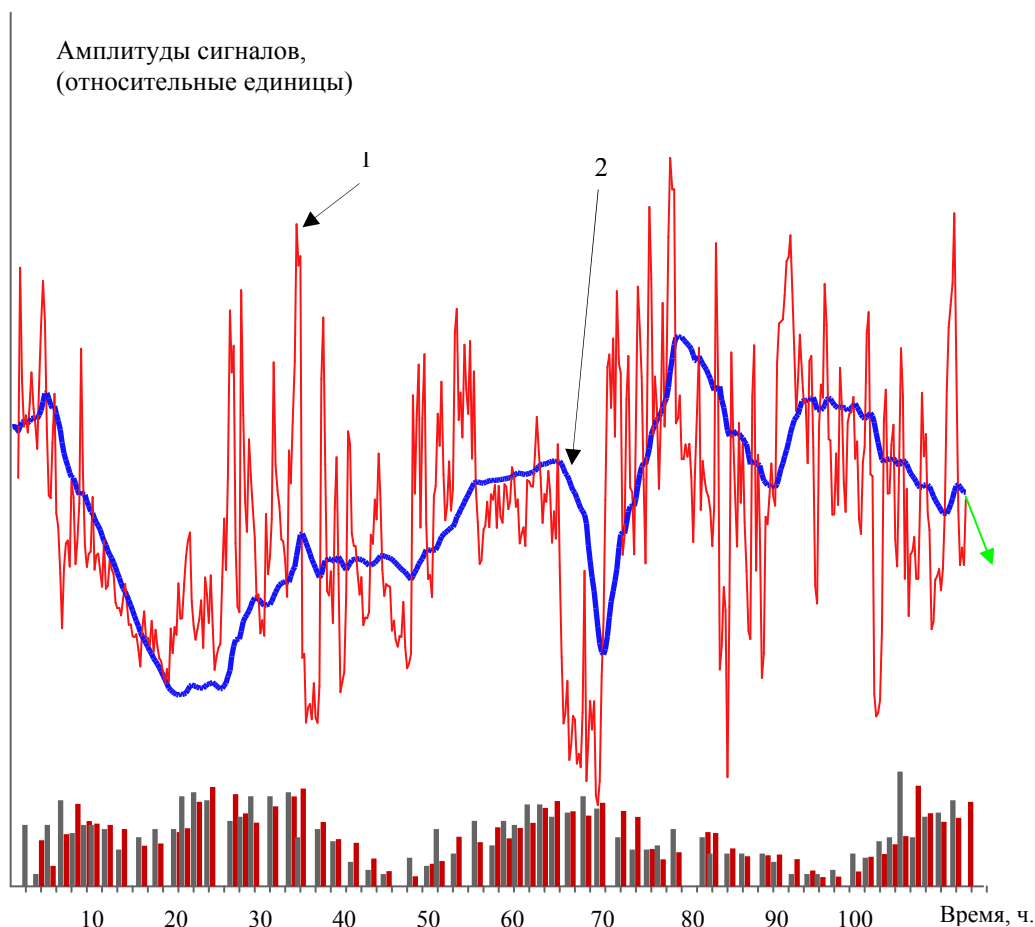


Рис. 1. Графики: 1 – сигнал от датчика изменения уровня чугуна в горне; 2 – оценка тренда. Гистограммы: серый цвет – значения содержания кремния в чугуна на выпуске; черный цвет – прогноз значений кремния на один выпуск вперед

Результаты работы фильтра-прогнозатора с использованием приведенной методики представлены на рисунке. Исходные данные были получены на ДП-6 меткомбината “Азовсталь”.

Сигнал от датчика изменения уровня чугуна в горне подвергался фильтрации с целью выделения временного тренда, характеризующего тепловое состояние доменной печи. На основании оценки тренда рассчитывался его прогноз в каждый текущий момент времени на 6 часов вперед. На рисунке прогноз отображен в виде стрелки, направление которой показывает направление тренда, окончание стрелки показывает прогнозируемое значение тренда через 6 часов (при условии, что управление доменной плавкой не будет меняться), а тангенс угла наклона стрелки характеризует скорость изменения тренда во времени.

Гистограммы, представленные на рисунке, отражают значения химического анализа чугуна и шлака на выпуске (серый цвет) и прогноз этих значений на один выпуск вперед (черный цвет). Расчет прогнозируемых значений химического анализа выполнялся с учетом прогнозируемой величины тренда в

предположении, что тренд отражает тепловое состояние доменной печи, а оно, в свою очередь, влияет на результаты химического анализа. С этой целью составлялось отношение

$$K(t_i) = C(t_i) / \tilde{X}(t_i),$$

где  $C(t_i)$  – результат химического анализа на текущем выпуске,  $\tilde{X}(t_i)$  – текущая оценка тренда.

Затем  $K(t_i)$  подвергался процедуре фильтрации для получения его оценки и вычислялось прогнозируемое значение одного из элементов химического анализа  $\tilde{K}_{np}(t_i)$  на последующий выпуск в соответствии с выражением

$$\tilde{K}_{np}(t_i) = \tilde{K}(t_i) \tilde{X}(t_i + 1),$$

где  $\tilde{X}(t_i + 1)$  — прогноз значений тренда.

Для всех данных химического анализа была рассчитана среднеквадратическая ошибка  $D_{np}$  прогноза:

$$D_{np} = \sqrt{(1/(N-1)) \sum A_i^2},$$

где  $A_i = \tilde{K}_{np} - M[C(t_i)]$ ,  $N$  – число измерений (выпусков), а  $M[C(t_i)] = (1/N) \sum C(t_i)$ . Для данных расчетов  $N = 46$ .

Таблица 1

Результаты расчетов  $D_{np}$ ,  $\varepsilon$  и  $\Delta a$

№ п/п	Наименование элемента	$D_{np}$	$\Delta a$	$\varepsilon, \%$	$M[C(t_i)]$	$D_d$	$D_{np}$
1	Si	$1,69 \times 10^{-2}$	$3,21 \times 10^{-3}$	13	$1,30 \times 10^{-1}$	$5,80 \times 10^{-2}$	$2,91 \times 10^{-2}$
2	S	$2,10 \times 10^{-3}$	$3,99 \times 10^{-4}$	7,5	$2,28 \times 10^{-2}$	$9,46 \times 10^{-3}$	$5,18 \times 10^{-3}$
3	Mn	$1,42 \times 10^{-2}$	$2,70 \times 10^{-3}$	5,6	$2,40 \times 10^{-1}$	$7,00 \times 10^{-2}$	$3,09 \times 10^{-2}$
4	V	$2,18 \times 10^{-2}$	$1,15 \times 10^{-3}$	5,1	$4,30 \times 10^{-1}$	$2,82 \times 10^{-2}$	$3,16 \times 10^{-2}$
5	SiO <sub>2</sub>	1,16	6,10	4,1	27,99	0,56	1,97
6	CaO	1,35	7,10	4,1	32,73	0,85	2,16
7	Основность	$4,81 \times 10^{-2}$	$2,53 \times 10^{-3}$	4,1	1,17	$3,57 \times 10^{-2}$	$7,79 \times 10^{-2}$

Относительная ошибка прогноза определялась как

$$\varepsilon = D_{np} / M[C(t_i)].$$

Для полученных  $D_{np}$  с вероятностью 0,9 по критерию Стьюдента были вычислены доверительные интервалы  $\Delta a$  по формуле

$$\Delta a = t_{\alpha} D_{np} / \sqrt{N},$$

где  $t_{\alpha}$  – коэффициенты Стьюдента, определяемые по таблицам, приведенным в любом издании по математической статистике.

Результаты расчетов  $D_{np}$ ,  $\varepsilon$  и  $\Delta a$  приведены в табл. 1.

Для сравнения с прогнозируемыми значениями  $D_{np}$  в предпоследней колонке таблицы приведено среднеквадратическое отклонение (разброс) исходных данных  $D_d$ .

Из табл. 1 видно, что, например, для кремния  $D_d = 3,43 D_{np}$ , т.е. среднеквадратическая ошибка

прогнозируемого значения кремния в 3,43 раза меньше, чем разброс исходных данных.

В результате проведенных исследований показано, что тепловое состояние доменной печи может быть оценено и спрогнозировано на основе предложенной модифицированной процедуры субоптимального калмановского фильтра-прогнозатора.

Простота процедуры оценки позволяет использовать результаты работы при дальнейшем развитии исследований с целью разработки оптимальных методов оценки и управления в реальном масштабе времени.

### Список литературы

1. Рамм А.Н. Современный доменный процесс. – М.: Металлургия, 1980. – 303 с.
2. Kalman R.E., J. Basic Eng. ASME, 82, 35 (1960).
3. Bucy R.S., Joseph P.D. Filtering for Stochastic Processes with Applications to Guidance, Wiley (Interscience), New York, 1968.

Рекомендовано до публікації д.т.н. Г.В. Кузнецовим 01.10.09