

*Т.А. Видникевич, В.И. Корниенко, канд. техн. наук  
(Украина, Днепродзержинск, Национальный горный университет)*

## **ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ И АДАПТИВНОЕ РЕГУЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССОВ РУДОПОДГОТОВКИ**

### **Введение**

Рудоподготовка, включающая дробление и измельчение, является дорогостоящим процессом горнорудного производства. Поэтому повышение эффективности этих процессов путем автоматизации их управления – актуальная задача.

Процессы дробления и измельчения с позиций управления являются сложными объектами управления (ОУ) с нестационарными параметрами, нелинейными зависимостями и стохастическими переменными [1].

Проблема информационного обеспечения задач управления может быть решена с помощью систем наблюдения – оценивания и фильтрации [2,3]. Причем вследствие нестационарности процессов дробления и измельчения такие системы должны быть адаптивными.

### **Постановка задачи**

Для реализации систем оценивания ОУ широкое распространение получили линейные адаптивные фильтры [3,4], в которых процесс адаптации включает оценивание искомого выхода фильтра и его весов.

Адаптивные фильтры действуют по принципу обратной связи. Входной сигнал  $x(n)$  фильтруется в программируемом фильтре для получения выходного, очищенного от помех сигнала  $y(n)$ , который затем сравнивается с обучающим сигналом  $d(n)$  для определения сигнала ошибки  $e(n)$ , по величине которой корректируются веса фильтра.

Различают фильтры КИХ-типа (с конечной импульсной характеристикой) и БИХ-типа (с бесконечной импульсной характеристикой) [4].

Выходной сигнал фильтра БИХ-типа  $y(n)$  определяется разностным уравнением:

$$y(n) = \sum_{i=1}^N a_i y(n-i) - \sum_{j=0}^M b_j x(n-j), \quad (1)$$

где  $\{a_i\}, \{b_j\}$  – адаптируемые коэффициенты усиления и обратной связи.

Их критерий адаптации  $J = \frac{1}{2} E[e(n)]^2 = \frac{1}{2} \cdot E\{d(n) - y(n)\}^2$ .

Значения коэффициентов фильтра становятся оптимальными ( $\mathbf{q}' = \mathbf{q}_{opt}$ ), когда

$$\nabla_{\mathbf{q}} J_{\mathbf{q}_{opt}} = \frac{1}{2} E\{\nabla_{\mathbf{q}} e^2(n)\}_{\mathbf{q}_{opt}} = E\{e(n)\nabla_{\mathbf{q}} e(n)\}_{\mathbf{q}_{opt}} = 0. \quad (2)$$

Таким образом, задача адаптивной фильтрации состоит в определении набора оптимальных коэффициентов  $\mathbf{u}'$  путем итеративного нахождения градиента поверхности минимальной среднеквадратичной ошибки. Тогда корректирующий алгоритм представляют в такой последовательности [4,5]:

а) определяют выходной сигнал фильтра

$$y(n) = \mathbf{u}'^T(n)X(n); \quad \{y(n-i), x(n-j)\} \in X(n), \quad (3)$$

б) оценивают градиент

$$\nabla_{\mathbf{u}} y(n) = X(n) + \sum_{i=1}^N \hat{a}_i(n) \nabla_{\mathbf{u}} y(n-1), \quad (4)$$

в) корректируют коэффициенты

$$\mathbf{q}'(n+1) = \mathbf{q}'(n) + m(n)\{d(n) - y(n)\} \nabla_{\mathbf{q}} y(n), \quad (5)$$

где  $m(n)$  – скалярная последовательность;  $\nabla_{\mathbf{q}} y(n)$  – оценка градиента выходного сигнала по вектору параметров  $\mathbf{u}'$ .

При этом адаптивные фильтры используют для задач управления в качестве прогнозирующего фильтра (ПФ) (рис.1, а) и в качестве аппроксиматора (эталонной модели) ОУ (рис.1, б).

Технологические процессы дробления и измельчения являются существенно нелинейными и нестационарными, поэтому рассмотренные линейные адаптивные фильтры ограничены в использовании и подходят только для режимов работы с малыми изменениями параметров ОУ.

В последнее время широкое применение получают методы систем искусственного интеллекта, в частности, нейронные сети и системы с нечеткой логикой, которые являются универсальными и эффективными аппроксиматорами [2, 6, 7].

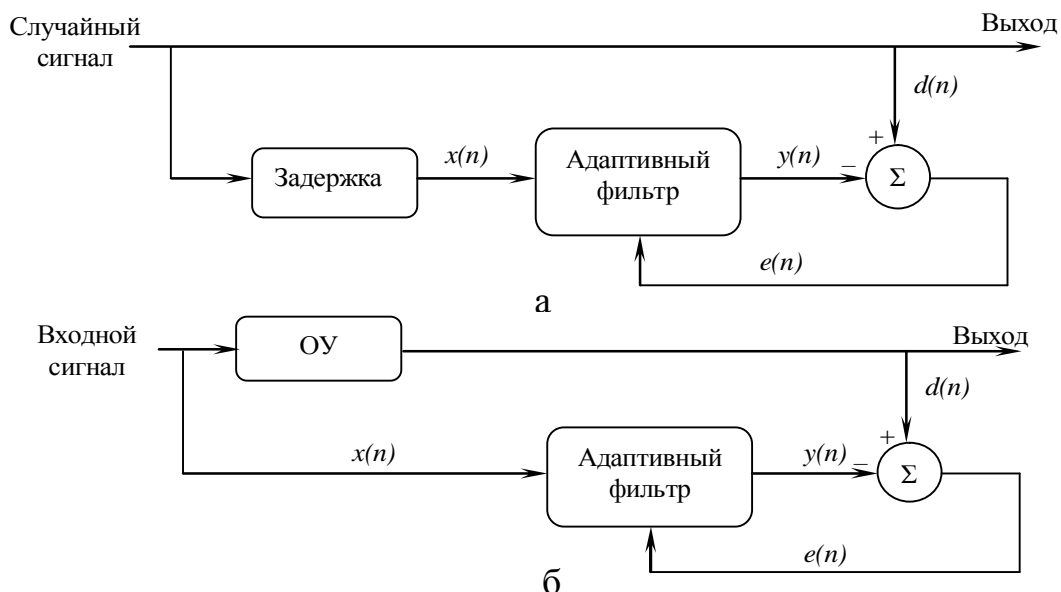


Рис.1. Структурные схемы прогнозирующего фильтра (а) и аппроксиматора ОУ (б)

## Цель статьи

Исследование методов построения универсальных и эффективных алгоритмов фильтрации (интеллектуальных фильтров) и основанных на них алгоритмов регулирования (интеллектуальных регуляторов) нелинейных нестационарных стохастических процессов дробления и измельчения.

## Интеллектуальные фильтры

Прогнозирование временных рядов, которые порождаются нелинейными, стохастическими и нестационарными системами, представляет сложную задачу, поэтому в условиях помех используют нелинейные ПФ с рекуррентной процедурой адаптации их параметров [2,8].

Прогнозирующие фильтры на основе нейронных сетей прямого распространения со скрытым слоем [7] предлагается представлять в виде уравнения свертки

$$\hat{Y}[n+q] = \sum_{t=0, P} \Phi_Y \left\{ \sum_{l \in M} v_l(t) \cdot \Phi_l \left( \sum_{m \in M} v_{l,m}(t) \cdot y_m(n-t) \right) \right\}, \quad (6)$$

где  $\hat{Y}$  – выход нейросети (оценка прогноза);  $q$  – глубина прогноза;  $P$  – глубина памяти;  $\Phi_Y$  – функция активации выходного слоя нейросети;  $M$  – множество входов нейронов;  $l$  – порядковый номер входа выходного слоя нейросети;  $v_l$  – весовые коэффициенты выходного слоя;  $\Phi_l$  – функция активации нейронов скрытого слоя;  $m$  – порядковый номер входа сети;  $v_{l,m}$  – весовые коэффициенты связи  $m$ -го входа и  $l$ -го нейрона;  $y_m$  – вход нейросети.

Адаптация весовых коэффициентов  $v$  (обучение сети) осуществляется с помощью известных алгоритмов [7], например, с целью минимизации средне-квадратичной ошибки прогноза.

Интеллектуальные ПФ имеют большую эффективность (по сравнению с линейными ПФ) для временных последовательностей, которые порождаются нелинейными процессами с помехами (например, для технологических переменных процессов рудоподготовки [2]).

Наиболее простыми (меньше вычислительных процедур и быстрая обучаемость) являются фильтры в виде комбинации нейронной сети с радиальными базисными функциями (РБФ) и фильтра БИХ-типа. В них аппроксимацию нелинейного сигнала осуществляет РБФ-сеть, а прогнозирование выполняется с помощью линейной БИХ-структуры. В качестве РБФ используют, как правило, гауссиан или другую симметричную функцию [5,7]. Пример такого фильтра с использованием в качестве РБФ-функции вейвлета приведен на рис.2, а его уравнение свертки имеет вид:

$$\hat{y}(n) = \sum_{i=0}^M c_i z(n-i)q(n) + \sum_{j=1}^N g_j \hat{y}(n-j)n(n); \quad z(n) = \sum_{k=1}^K w_k h_{a_k, b_k}(n), \quad (7)$$

где  $h_{a_k, b_k}$  – вейвлет-функция  $k$ -й ветви РБФ-сети с масштабом  $a_k$  и со сдвигом  $b_k$ ;  $w_k$  – весовые коэффициенты ветвей РБФ-сети;  $c_i, g_j$  – коэффициенты прямой и обратной ветвей БИХ-структуры.

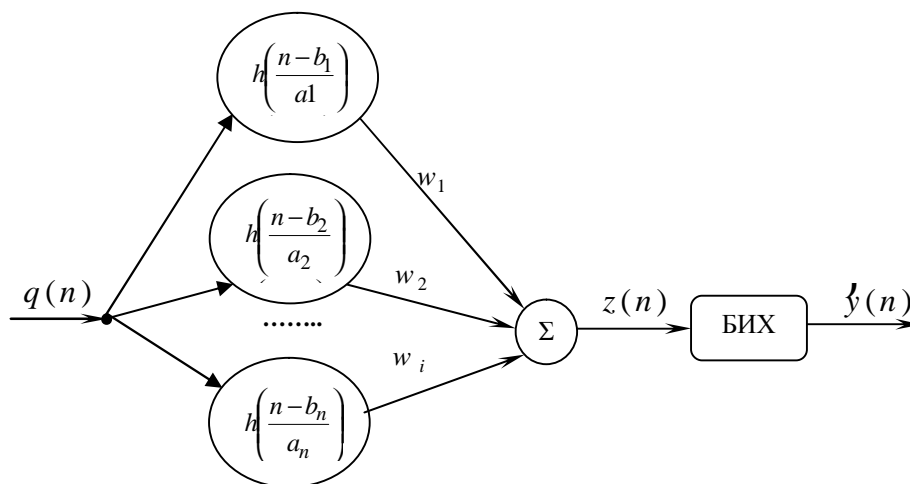


Рис.2. Структура адаптивного прогнозирующего фильтра с РБФ-сетью

Адаптивные фильтры на основе РБФ-сетей имеют комбинированное обучение: с учителем – выходной линейный слой обучают по требуемому значению выхода; без учителя – входные данные кластеризуют в скрытом слое РБФ.

### Самонастраивающийся регулятор с интеллектуальным фильтром

Для автоматического регулирования в условиях ограниченной априорной

информации эффективной является самонастраивающаяся система [3], структура которой представлена на рис.3.

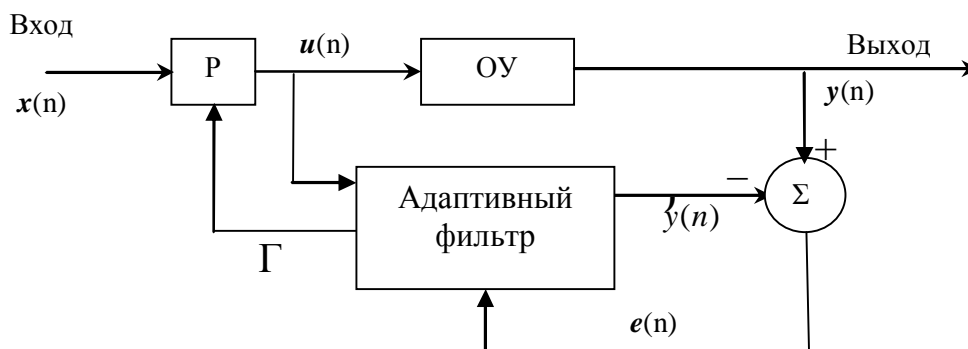


Рис. 3. Структурная схема самонастраивающейся системы регулирования

Здесь ОУ и регулятор (P) образуют основной контур системы. Адаптивный фильтр, выполняющий роль эталонной модели (аппроксиматора) ОУ, корректирует коэффициенты регулятора и является вторым контуром управления.

Пусть модель ОУ имеет вид:

$$y(n+1) = \Phi(y(n)) + \Gamma(y(n)) \cdot u(n), \quad (8)$$

где  $\Phi$  – обобщенная функция (алгоритм) структуры основного контура системы (P + ОУ);  $\Gamma$  – обобщенная функция второго контура управления (адаптивный фильтр);  $u(n)$  – вектор управляющих воздействий.

Если параметры функций  $\Phi$  и  $\Gamma$  известны, то управляющее воздействие определяется как

$$u(n) = \frac{x(n+1) - \Phi(y(n))}{\Gamma(y(n))}. \quad (9)$$

Однако при нестационарности ОУ (параметры  $q \neq \text{const}$ ) выражения (8) и (9) принимают вид:

$$\hat{y}(n+1) = \hat{\Phi}(y(n), q_\Phi) + \hat{\Gamma}(y(n), q_\Gamma) \cdot u(n), \quad (10)$$

$$u(n) = \frac{x(n+1) - \hat{\Phi}(y(n), q_\Phi)}{\hat{\Gamma}(y(n), q_\Gamma)}. \quad (11)$$

Здесь  $\hat{y}(n+1)$  – оценка прогнозируемого сигнала на выходе;  $\hat{\Phi}$  – оценка обобщенной функции структуры основного контура системы;  $q_\Phi$  – вектор настраиваемых коэффициентов основного контура системы;  $\hat{\Gamma}$  – оценка обобщенной функции структуры аппроксиматора;  $q_\Gamma$  – вектор настраиваемых коэффициентов аппроксиматора.

## Адаптивный ПИД-регулятор с эталонной моделью

Пропорционально-интегрально-дифференциальные (ПИД, PID) регуляторы широко используются в системах регулирования технологическими процессами, включая и нелинейные ОУ [3].

Рассмотрим такую систему регулирования, где в качестве эталонной модели используется интеллектуальный фильтр – аппроксиматор ОУ (рис.4).

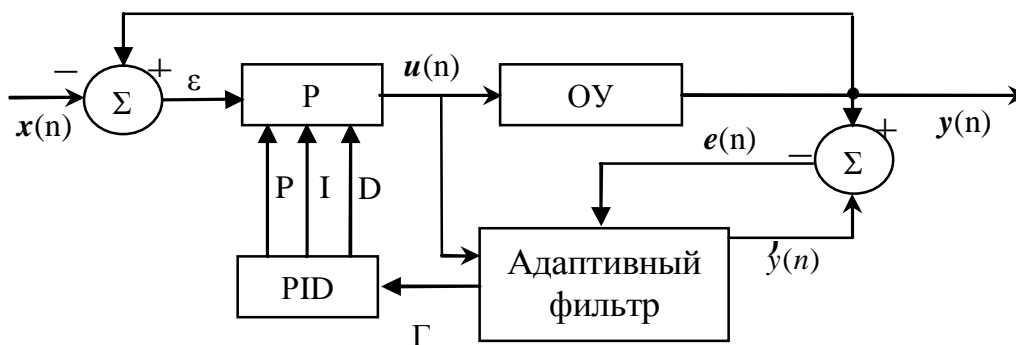


Рис. 4. Структурная схема адаптивной системы регулирования

Для системы, описываемой выражением (8), управляющее воздействие, формируемое PID-регулятором, представляется уравнением

$$u(n) = u(n-1) + P \cdot [e(n) - e(n-1)] + I \cdot e(n) + D \cdot [e(n) - 2e(n-1) + e(n-2)]; \quad (12)$$

$$e(n) = x(n) - y(n). \quad (13)$$

Здесь параметры  $P$ ,  $I$  и  $D$  – функции, описываемые выражениями:

$$P(n) = P(n-1) + m_p \cdot e(n) \cdot \Gamma(n) \cdot [e(n) - e(n-1)], \quad (14)$$

$$I(n) = I(n-1) + m_I \cdot e(n) \cdot \Gamma(n) \cdot e(n), \quad (15)$$

$$D(n) = D(n-1) + m_D \cdot e(n) \cdot \Gamma(n) \cdot [e(n) - 2e(n-1) + e(n-2)]. \quad (16)$$

$m_p, m_I, m_D$  – коэффициенты настройки пропорционального, интегрального и дифференциального каналов соответственно;  $\Gamma(n)$  – обобщенная функция, получаемая на выходе аппроксиматора.

### Выводы

Интеллектуальные фильтры эффективны для прогнозирования и аппроксимации нелинейных нестационарных стохастических процессов и ОУ.

Интеллектуальные фильтры на основе комбинации РБФ-сетей со структурой БИХ-типа наиболее просты в работе и быстрообучаемы.

Использование в качестве аппроксиматора (эталонной модели ОУ) интеллектуальных фильтров позволяет строить на их основе эффективные системы регулирования нелинейных ОУ.

Дальнейшие исследования должны быть направлены на обоснование структуры и параметров, а также алгоритмов адаптации интеллектуальных фильтров и регуляторов для конкретных технологических процессов рудоподготовки.

### Список литературы

1. Марюта А.Н., Качан Ю.Г., Бунько В.А. Автоматическое управление технологическими процессами обогатительных фабрик. – М.: Недра, 1983. – 277 с.
2. Корнієнко В.І. Інтелектуальні прогнозуючі фільтри технологічних параметрів гірничорудного виробництва // Наук. вісн. НГУ. – 2006. – № 9. – С. 81-83.
3. Справочник по теории автоматического управления / Под ред. А.А. Красовского. – М.: Наука, 1987. – 712 с.
4. Адаптивные фильтры / Под ред. К.Ф.Коуэна и П.М.Гранта. – М.: Мир, 1988. – 392 с.
5. Lekutai G. Adaptive Self-Tuning Neuro Wavelet Network Controllers // Diss. for the degree of PhD. – Virginia: Blacksburg, 1997. – 122 p.
6. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. – М.: Физматлит, 2001. – 224 с.
7. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика. – М.: Мир, 1992. – 237 с.
8. Кузнецов Г.В., Корнієнко В.І., Корнієнко О.В. Інтелектуальні інформаційні технології в АСУ гірничорудним підприємством // Наук. вісн. НГУ. – 2007. – № 12. – С. 80-84.