

*А.В. Герасина, В.И. Корниенко, канд. техн. наук  
(Украина, Днепрпетровск, ГВУЗ "Национальный горный университет")*

## ИДЕНТИФИКАЦИЯ РЕЖИМОВ РАБОТЫ НЕЛИНЕЙНЫХ ПРОЦЕССОВ РУДОПОДГОТОВКИ

### Введение

Особенностью нелинейных процессов рудоподготовки (дробления и измельчения) является наличие в них различных динамических режимов работы. Это обуславливает необходимость решения задачи идентификации управляемых процессов не только на стадии проектирования их АСУТП, но и в процессе функционирования этих систем.

### Постановка задачи

Нелинейный процесс (динамическая система) описывается [1] с помощью векторного уравнения потока:

$$\dot{x} = F(x, I), \quad (1)$$

или дискретного отображения Пуанкаре:

$$x[m+1] = F\{x[m], I\}; \quad x[m] = \{x_1[m], \dots, x_{d-1}[m]\}, \quad (2)$$

где  $F$  – нелинейная функция размерности  $d$ ;  $x$  – вектор координат;  $I$  – вектор параметров порядка системы;  $m$  – такт времени ( $t = m \cdot T$ );  $T$  – период дискретизации.

Динамические системы (1) – (2) имеют в зависимости от значений параметров порядка  $I$  четыре типа решения [2 – 4]: равновесие, когда после переходного процесса система достигает стационарного состояния, периодическое и квазипериодическое решение, а также хаос. Этим решениям соответствуют аттракторы системы в виде устойчивого равновесия, предельного цикла, квазипериодического и хаотического (странного) аттрактора.

Система (1) – (2) при изменении параметра  $I$  теряет устойчивость своего состояния (режима функционирования) и переходит в другое, отличное от первого, состояние. Этот переход называют бифуркацией, а значения параметров, при котором оно происходит – точкой бифуркации [4].

Такой формальный подход хорошо согласуется с результатами теоретических и экспериментальных исследований процессов дробления и измельчения, как нелинейных динамических объектов управления (ОУ) с переменными структурой (размерностью, режимом динамики) и параметрами, зависящими от свойств руды, конструктивных и технологических переменных [1].

Процессы дробления и измельчения могут быть представлены с помощью отображения Эно (Henon) [1], описывающего движение частиц в условиях трения и импульсных воздействий (столкновений) [2, 4] (ротатор с возмущением [3]):

$$x_1[m+1] = 1 - ax_1^2[m] - bx_2[m]; \quad x_2[m+1] = x_1[m], \quad (3)$$

где  $a, b$  – параметры порядка ( $I = \{a, b\}$ ).

Параметр  $a$  характеризует пространственное распределение взаимодействия (столкновений) частиц, а параметр  $b$  характеризует затухания в системе, и он обратно пропорционален коэффициенту трения (реальными являются значения  $b > 0$ ).

Очевидно, что для разрушения материалов наилучшим является хаотический режим, так как в нем из-за экспоненциального разбегания все частицы взаимодействуют со всеми, что соответствует минимуму подводимой внешней энергии.

Идентификация таких сложных ОУ традиционными способами требует больших затрат на экспериментальные исследования, поэтому целесообразно использовать методы нелинейной динамики, а также методы систем искусственного интеллекта [1].

В работах [1, 5] предложена методика идентификации нелинейных процессов рудоподготовки, которая включает определение характеристик состояния ОУ и его структурно-параметрической идентификации. Эта методика позволяет в реальном режиме времени определять режим функционирования динамической системы, ее размерность, а затем определить структуру и параметры модели ОУ.

Вместе с тем, в этих работах отсутствуют исследования идентификации различных режимов работы ОУ и не определены критерии перехода от процедуры определения характеристик состояния ОУ к процедуре его структурно-параметрической идентификации.

## **Цель статьи**

Исследование точности идентификации различных режимов работы нелинейных динамических процессов рудоподготовки, а также определение состояния этих процессов как стохастических динамических систем.

## **Идентификация режимов работы нелинейных процессов рудоподготовки**

Модель сложного ОУ, которая правильно передает динамику одного его режима функционирования, может быть неадекватной к описанию другого его режима. Проведем исследования точности идентификации различных режимов работы процессов дробления и измельчения на основе их модели в виде структуры Гаммерштайна-Винера с нелинейным звеном в виде отображения Эно и

линейным апериодическим звеном первого порядка. При этом, из особенностей этих процессов глубина прогноза принята в 1 такт, а глубина памяти по входам – 3 такта.

На первом этапе исследований выполнялась структурная идентификация одного из режимов функционирования: периодического (режим 2), квазипериодического (режим 3) и хаоса (режим 4). При этом режим 1 – режим равновесия. В качестве базисной функции использовалась каскадная нейронная сеть (НС) прямого распространения.

На втором этапе выполнялась параметрическая адаптация модели с оптимальной структурой для одного режима во всех режимах функционирования.

За меру точности прогноза выхода моделей использовался критерий минимума относительной среднеквадратической ошибки, результаты расчета которого приведены на рис. 1 и в таблице, где  $e_1 - e_4$  – ошибки в режимах 1-4,  $\bar{e}$  – средняя ошибки модели.

**Относительная среднеквадратичная ошибка моделей по режимам идентификации**

Идентифицированный режим	Ошибка по режимам				Средняя ошибка $\bar{e}$ (%)
	$e_1$ (%)	$e_2$ (%)	$e_3$ (%)	$e_4$ (%)	
Режим 2	13,09	8,96	10,59	29,00	15,69
Режим 3	11,73	8,28	5,65	24,65	12,44
Режим 4	10,13	14,83	13,49	9,78	12,07

Из рис. 1 и таблицы видно, что в режиме, для которого была определена оптимальная структура модели, ошибка существенно меньше, чем в других режимах, и меньше допустимой для рядовых массовых опробований ( $e_{дон} \leq 10\%$  [6]).

В результате моделирования установлено, что при идентификации в режимах 2 и 4 (рис. 1, а и в), только ошибка для идентифицированного режима меньше допустимой. При идентификации в режиме 3 (рис. 1, б) значения ошибок меньше допустимой не только в обученном режиме, но и в режиме 2. То есть, в каком бы режиме не проводилась идентификация, ошибка в других режимах, как правило, больше допустимой.

Таким образом, оптимальная структура модели для одного режима функционирования ОУ не является таковой для других режимов и ее точность превышает допустимую точность. То есть, при изменении динамических режимов работы ОУ необходимо проводить его структурно-параметрическую идентификацию.

При этом, открытым остается вопрос о времени ее проведения. Использование структурно-параметрической идентификации постоянно (в реальном режиме времени) не является целесообразным, поскольку режимы работы изменяются нечасто.

В реальном времени проводится параметрическая адаптация модели, а структурно-параметрическую идентификацию целесообразно выполнять в пакетном режиме. Для этого необходимо определить критерий перехода к ней, который будет характеризовать закономерности в изменении состояния системы.

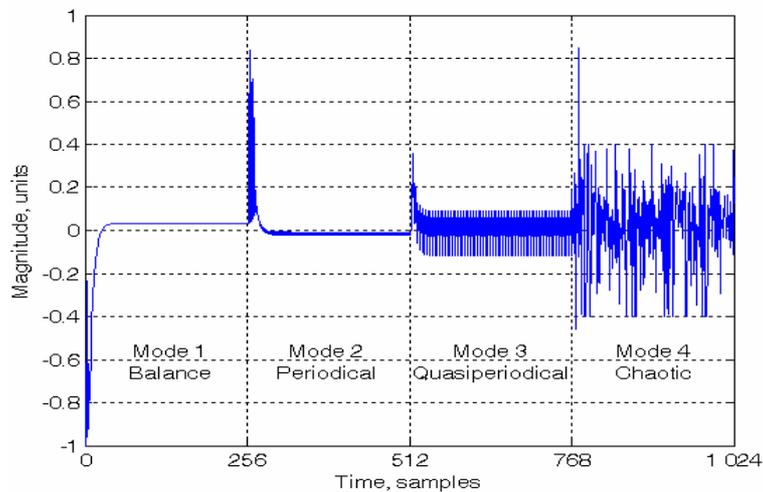
В этом случае использование только критерия минимума относительной среднеквадратической ошибки недостаточно, поскольку по ее величине можно судить лишь о том, что точность модели ниже допустимой (режим уже изменился), поэтому, он используется как критерий необходимости структурно-параметрической идентификации в реальном времени, как описано в [1, 4].

### Идентификация состояния стохастической динамической системы

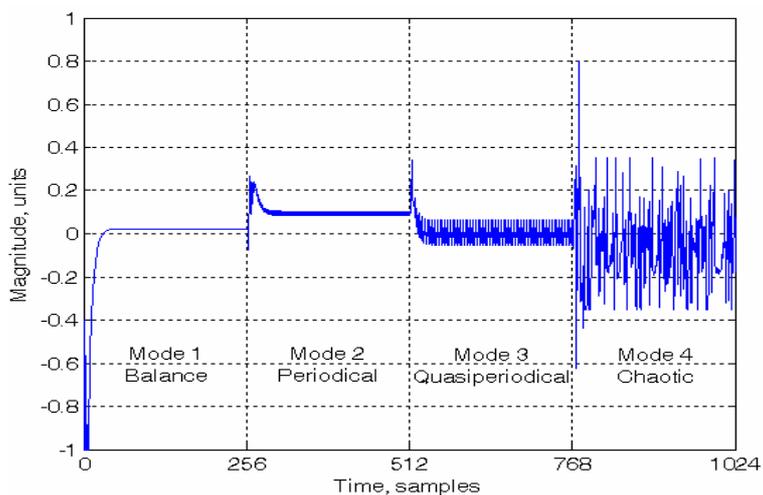
Основной проблемой определения состояния ОУ является неопределенность его будущего поведения.

При этом ключевым параметром процесса является показатель Херста  $H$ , который характеризует отношение уровня тренда (детерминированного фактора) к уровню шума (случайному фактору):

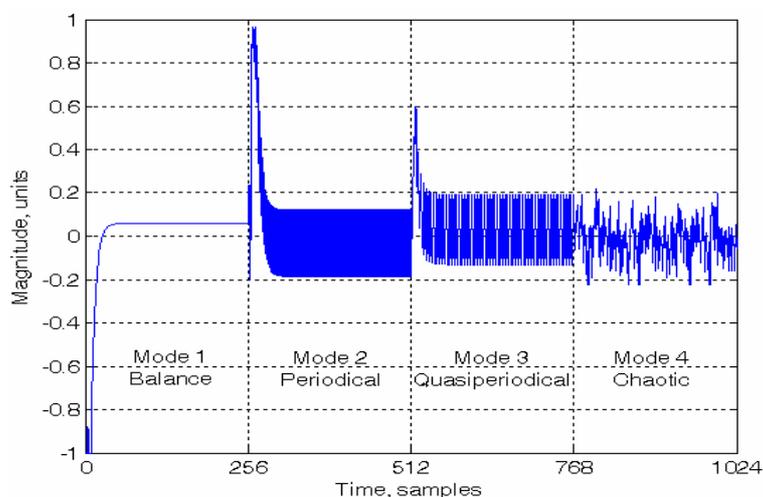
$$R(t) = \frac{R_0(t)}{S(t)} = (a \cdot t)^H, \quad (4)$$



*a*



*б*



6

Рис. 1 Изменение ошибки модели ОУ по режимам его функционирования при ее идентификации в периодическом (а), квазипериодическом (б) и хаотическом (в) режимах

где  $R_0(t)$  – разность максимального и минимального значений (размах) процесса  $y(t)$  на интервале времени  $t$ :

$$R_0(t) = \max_{1 \leq t \leq t} y(t, t) - \min_{1 \leq t \leq t} y(t, t), \quad (5)$$

а  $S(t)$  – среднеквадратическое отклонение приращений случайного процесса на интервале  $t$ :

$$S(t) = \sqrt{\frac{1}{t} \sum_{t=1}^t [Dy(t) - \bar{y}(t)]^2}, \quad (6)$$

и  $Dy(t)$  – элементарное приращение  $y(t)$  на шаге  $t$ :  $y(t) = \sum_{t=1}^t Dy(t)$ ;  $a$  – коэффициент пропорциональности.

Значение показателя Херста  $H > 0,5$  характеризует, что поддерживается

имеющаяся тенденция процесса [7]: если некоторое время  $t$  наблюдался в среднем рост отклонений вектора состояний, то и впредь в среднем сохранится тенденция к их увеличению. Аналогично сохраняется тенденция к уменьшению. Эта ситуация соответствует уходу из одного режима и переходу системы в другой режим функционирования. При этом возникает необходимость определения структуры модели (проведения структурно-параметрической идентификации ОУ). Тогда целесообразно запланировать выполнение этой идентификации (в пакетном режиме), продолжая выполнять в реальном времени параметрическую адаптацию модели (при условии, что ошибка не превышает допустимого уровня).

При  $H < 0,5$  рост значений вектора состояний процесса в прошлом означает их вероятное уменьшение в будущем, а тенденция к уменьшению отклонений в прошлом делает вероятным их увеличение в будущем [7]. Этому свой-

ству можно поставить в соответствие свойство «стабилизируемости», то есть система работает в одном режиме, ее динамические свойства не меняются, и нет необходимости использовать ее структурно-параметрическую идентификацию. В реальном режиме времени достаточно использовать параметрическую адаптацию, а планировать пакетный режим нет необходимости.

Таким образом, задача идентификации состояния стохастической системы может быть сформулирована как задача определения показателя Херста. Алгоритм вычисления показателя Херста имеет следующий вид:

1) вычисление среднего значения временного ряда:

$$\bar{y}(t) = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t Dy(i) \text{ или } \bar{y}(t) = \frac{y(t)}{t}; \quad (7)$$

2) вычисление накопившегося отклонения ряда измерений  $Dy(t)$  от среднего  $\bar{y}(t)$ :

$$y(t,t) = \sum_{i=1}^t (Dy(i) - \bar{y}(t)); \quad (8)$$

3) определение размаха процесса  $R_0(t)$  (5);

4) определение отклонения  $S(t)$  (6);

5) по текущим значениям  $R_0(t)$  и  $S(t)$  вычисление размаха  $R(t)$  (4);

Полученные значения логарифмируются:

$$\ln \frac{R_0(t)}{S(t)} = H \ln(at) = H[\ln(t) + \ln(a)], \quad (9)$$

после чего, используя замену  $\ln(t) = j$ , массив аппроксимируется линейной зависимостью  $f(j) = H \cdot j + c$ , дающей искомую оценку показателя Херста  $H$ , где  $c$  – константа.

Моделирование идентификации состояния стохастической системы проводилось с помощью стандартных программ [8]. В качестве идентифицируемых процессов использовались временные реализации отображения Эно и содержания класса +100 мм в крупнодробленой руде  $C_1$  и  $C_2$ , полученные в условиях Ингулецкого горно-обогатительного комбината в различные периоды его работы.

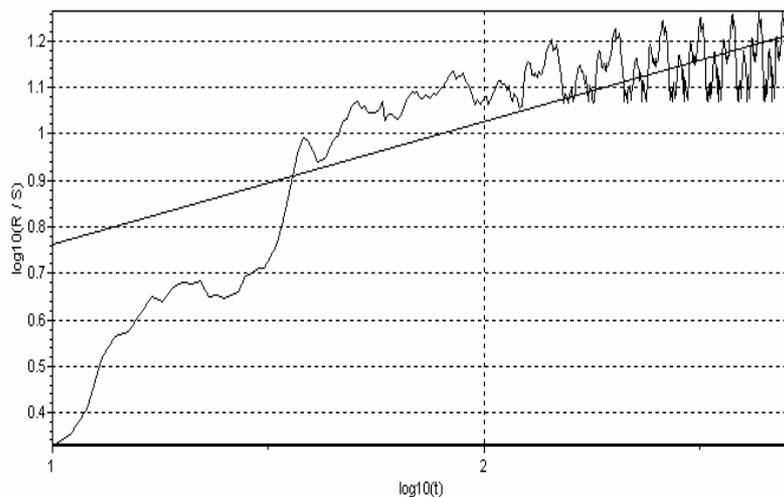
В результате расчетов определены значения показателя Херста для сигналов  $C_1$  и  $C_2$  (рис. 2):  $H_1 = 0,2639 \pm 0,1879$  и  $H_2 = 0,7604 \pm 0,1865$ , а также значения их фрактальной размерности:  $D_1 = 2 - H_1 = 1,7361 \pm 0,1879$  и  $D_2 = 2 - H_2 = 1,2396 \pm 0,1865$ .

Показатель Херста сигнала  $C_1: H_1 < 0,5$ , а это определяет, что порождающая система (процесс крупнокускового дробления) работает в одном режиме, и нет необходимости использовать ее структурно-параметрическую идентификацию. Параметр Херста сигнала  $C_2: H_2 > 0,5$ , то есть система имеет тенденцию к уходу из режима работы и, соответственно, необходимо выполнять структурно-параметрическую идентификацию ОУ.

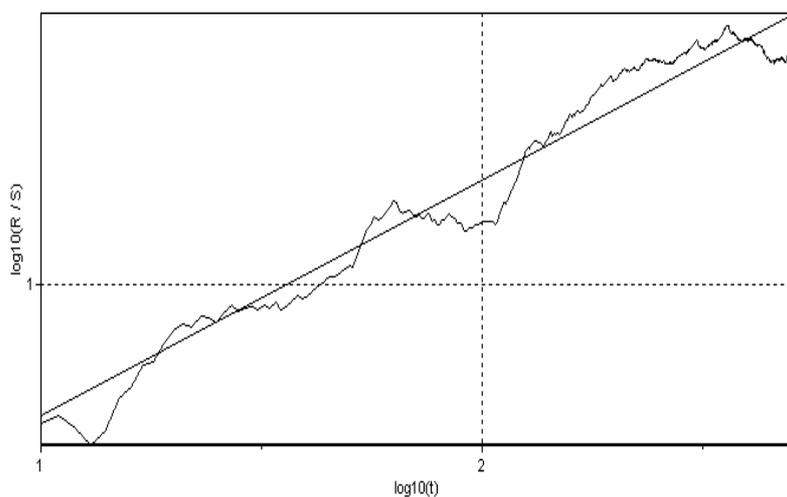
## Выводы

Исследована точность идентификации различных режимов работы технологических процессов дробления и измельчения. Обоснована необходимость применения структурно-параметрической идентификации ОУ при изменении режимов его работы.

Предложено модифицировать методику идентификации путем включения в процедуру вычисления характеристик состояния ОУ операции определения параметра Херста, характеризующего тенденцию изменения состояния стохастической системы. Таким образом, модифицированная методика может применяться не только в реальном режиме времени, но и в пакетном, что существенно улучшает процедуру управления сложными динамическими системами.



*a*



б

Рис. 2 Результаты расчета параметра Херста для сигналов  $C_1$  (а) и  $C_2$  (б)

Дальнейшие исследования должны быть направлены на разработку алгоритмов определения состояния нелинейных процессов, а также программной реализации решения задач структурно-параметрической идентификации ОУ в АСУТП рудоподготовки.

#### Список литературы

1. Корнієнко В.І. Ідентифікація нелінійних процесів по часових реалізаціях / В.І. Корнієнко, Д.Ю. Скриль // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2009. – № 3. – С. 85-89.
2. Кузнецов С.П. Динамический хаос / С.П. Кузнецов – М.: Физматлит, 2002. – 296 с.
3. Шустер Г. Детерминированный хаос. Введение / Г. Шустер – М.: Мир, 1988. – 256 с.
4. Анищенко В.С. Знакомство с нелинейной динамикой / В.С. Анищенко // М.-Ижевск: ИКИ, 2002. – 172 с.
5. Корнієнко В.І. Методика ідентифікації нелінійних процесів рудопідготовки / В.І. Корнієнко, О.В. Герасіна // Гірничя електромеханіка та автоматика: Наук.-техн. зб. – 2009. – Вип. 82. – С. 77-85.
6. Справочник по обогащению руд. Специальные и вспомогательные процессы, испытания обогатимости, контроль и автоматика / Под ред. О.С. Богданова, В.И. Ревнивцева. – М.: Недра, 1983. – 376 с.
7. Ткалич С.А. Идентификация состояния стохастических систем / С.А. Ткалич, Е.М. Васильев // Электротехнические комплексы и системы управления. – 2008. – № 1. – С. 44-46.
8. Сычев В. Фрактальный анализ. Программа Fractan 4.4. – <http://impb.ru/~sychyov/>