

**Originality.** We have proposed the method for aggregates segmentation based on information of their structure and aggregates contours.

**Practical value.** Method may be used to design systems for emulsions (and other micro objects) measuring and analyzing.

**Keywords:** *image skeleton, aggregate, dispersive structures, segmentation, particles connecting points*

*Рекомендовано до публікації докт. техн. наук В.І. Корсуном. Дата надходження рукопису 22.03.13.*

УДК 621.72:004.724.4

**В.І. Корнієнко, д-р техн. наук, доц.,  
І.Г. Гуліна, Л.В. Будкова**

Державний вищий навчальний заклад „Національний гірничий університет“, м. Дніпропетровськ, Україна,  
e-mail: Budkovalv@i.ua

## КОМПЛЕКСНА ОЦІНКА, ІДЕНТИФІКАЦІЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ СКЛАДНИХ НЕЛІНІЙНИХ ПРОЦЕСІВ

**V.I. Kornienko, Dr. Sci. (Tech.), Associate Professor,  
I.G. Gulina, L.V. Budkova**

State Higher Educational Institution “National Mining University”, Dnipropetrovsk, Ukraine, e-mail: Budkovalv@i.ua

## COMPLEX ESTIMATION, IDENTIFICATION AND PREDICTION OF DIFFICULT NONLINEAR PROCESSES

**Мета.** Підвищення точності динамічних моделей складних нелінійних процесів для розв’язання задач керування цими процесами.

**Методика.** Комплексна оцінка характеристик, вибір структури моделей та параметрична ідентифікація складних нелінійних процесів на прикладі технологічних процесів гірничо-металургійного виробництва та процесів в інформаційних мережах.

**Результати.** Розроблені прогнозуючі моделі показників процесу крупного дроблення руди та теплового стану доменного процесу, а також отримані фрактальні моделі трафіків в інформаційних мережах. Відносні похибки апроксимації та прогнозу за отриманими моделями складають від 3 до 4,6%. Підтверджена адекватність експериментальних та модельних даних.

**Наукова новизна.** Запропонований комплексний метод оцінки та ідентифікації складних нелінійних процесів, що включає оцінку їх характеристик на основі комплексного використання час-частотного, статистичного й фрактального аналізів, вибір структури моделі відповідно до отриманих якісних і числових значень характеристик процесу та його параметричну ідентифікацію на основі методів локальної або глобальної оптимізації, що дозволяє отримати адекватні моделі процесів підвищеної точності.

**Практична значимість.** Результати досліджень можуть бути застосовані при розробці алгоритмів керування складними нелінійними процесами на основі їх комплексної оцінки та ідентифікації.

**Ключові слова:** *оцінка, ідентифікація, модель, дроблення, тепловий стан, трафік, прогноз*

**Вступ.** Складні динамічні системи (процеси) мають нестационарні параметри, нелінійні залежності й стохастичні змінні, що обумовлює наявність у них різних динамічних режимів функціонування. До таких складних систем відносяться процеси рудопідготовки (дроблення та здрібнювання), доменне виробництво, інформаційні системи й мережі тощо.

Якість керування такими процесами визначається точністю їх моделей, що робить актуальною задачу оцінки, ідентифікації та прогнозування процесів.

**Постановка проблеми.** Ідентифікація процесу, як динамічної системи, полягає в одержанні за експериментальними даними його математичної моделі. Динамічна система зображується векторним рівнянням стану [1]

$$\dot{x} = \Phi(x, a), \quad (1)$$

де  $\Phi$  – нелінійна функція розмірності  $d$ ;  $x$  і  $a$  – вектори координат і параметрів системи.

Процес у вигляді потоку (1) представляється також дискретним відображенням Пуанкаре

$$x[k+1] = \Phi\{x[k], a\}; \quad x[k] = \{x_1[k], \dots, x_{d-1}[k]\}, \quad (2)$$

де  $k$  – такт часу  $t = k \cdot T$ ;  $T$  – період дискретизації.

Залежно від значень параметрів порядку  $a$  системи (1)-(2) мають чотири стійких рішення: стан рівноваги, коли після перехідного процесу система досягає стійкого стану; періодичне й квазіперіодичне рішення, а також хаос. Цим типам рішень відповідають атрактори системи у вигляді стійкої рівноваги,

граничного циклу, квазіперіодичного атратора й хаотичного (дивного) атратора [2].

Відмінною рисою останнього є його чутливість до початкових умов і дробова розмірність – фрактальність (властивість самоподоби на різних масштабах) [3–4].

Оскільки параметри порядку  $a$  безпосередньо не спостерігаються, то актуальною є оцінка характеристик та ідентифікація складних нелінійних процесів за експериментальними часовими реалізаціями.

Оцінка й ідентифікація таких процесів традиційними способами вимагає великих витрат на експериментальні дослідження. Методи ж нелінійної динаміки дозволяють визначити параметри (ідентифікувати) та досліджувати режими їх функціонування за окремими часовими реалізаціями, сформувати адекватну модель процесу. При цьому, через складність аналізованих процесів, доцільним є використання сучасних засобів ідентифікації й прогнозу: мультивейвлетів, нелінійних стохастичних фільтрів, а також нейронних мереж (НМ) і систем нечіткої логіки, що є універсальними й ефективними апроксиматорами [5].

Таким чином, невирішеною задачею є розробка методу оцінювання, ідентифікації та прогнозу нелінійних динамічних об'єктів керування (ОК) із хаотичними режимами, що забезпечує отримання моделей підвищеної точності.

#### Цілі статті:

- обґрунтування методу комплексної оцінки та ідентифікації складних нелінійних процесів;
- розробка моделей та визначення їх адекватності й точності на прикладі оцінки та ідентифікації технологічних процесів гірничо-металургійного виробництва, процесів у інформаційних мережах.

#### Викладення основного матеріалу.

**Комплексна оцінка характеристик та параметрична ідентифікація складних процесів.**

Комплексний метод оцінки та ідентифікації складних нелінійних процесів включає процедури:

- 1) оцінки характеристик процесу;
- 2) вибору типу (структури) моделі процесу;
- 3) визначення параметрів моделі (параметричну ідентифікацію процесу).

1. Процедура оцінки характеристик складних нелінійних процесів включає наступні етапи:

а) час-частотний аналіз:

- аналіз виду часового сигналу, автокореляційної функції (АКФ), спектральної щільності потужності й вейвлет перетворення процесу;

б) статистичний аналіз:

- аналіз дисперсії вибіркового середнього;
- визначення адекватності експериментального розподілу теоретичним;

- визначення показника „тяжкості хвоста“ розподілу;

- розрахунок BDS-теста;

в) фрактальний аналіз:

- аналіз фазового портрета атратора;
- обчислення кореляційних ентропій, інтервалу прогнозованості (глибини точного прогнозу) та розмірності атратора процесу;

- визначення розмірності вкладення атратора (розмірності фазового простору – глибини пам'яті);

- визначення показника Херста;

- аналіз флуктаційних та часткових функцій процесу;

- аналіз скейлінг експонентів, показників Гельдера (узагальнених показників Херста) та спектру сингулярностей процесу.

Розглянемо наведені вище етапи.

Якісними ознаками хаотичності руху системи є: нерегулярність часового сигналу, експоненційний спад його АКФ, смугові складові на низьких частотах у його спектрі та самоподібна структура його частотного (вейвлет) перетворення.

Для самоподібних процесів АКФ має довготривалу залежність, а спектральна щільність підкорюється ступеневому закону.

Дивні атратори мають фрактальну розмірність (самоподібні), що видно за вейвлет перетворенням сигналу. Вейвлет скелетон (потужність коефіцієнтів вейвлет перетворення) показує наявність самоподоби у вигляді розвиненої деревоподібної структури з розгалуженнями (гілками), залежність від масштабу яких описується за ступеневим законом.

Якщо дисперсія вибіркового середнього має повільніший спад ніж величина, зворотна довжині вибірки, то даний процес є самоподібним.

Найчастіше для апроксимації гістограм експериментальних даних самоподібних процесів застосовуються функції субекспоненціальних законів розподілу, для перевірки адекватності яких використовуються критерії згоди Колмогорова та Пірсона.

Для самоподібних процесів зі ступеневим убаванням АКФ характерним є розподіл з „важким хвостом“.

Для перевірки нульової гіпотези щодо незалежності й тотожності розподілу значень часового ряду використовується BDS-тест, що також дозволяє виявити нелінійність породжуючої системи, відрізнити випадкові системи від детермінованого хаосу або від нелінійних стохастичних систем.

Якщо BDS-статистика приймає значення не більше 1,96, то нульову гіпотезу з вірогідністю 95% можна прийняти (спостерігається стохастичний процес), а якщо більше 1,96, то спостерігається хаотичний процес. При цьому, якщо в результаті виконання BDS-теста для залишків (похибки) лінійної моделі виявиться, що нульову гіпотезу потрібно відхилити, то даний процес є нелінійним.

Згідно з теоремою Такенса, за часовою реалізацією спостережуваного сигналу  $x = x(t)$ , задаючи затримку  $\tau$  і розмірність  $d$  фазового простору, можна отримати його дискретне відображення

$$x[k] = \{x[k], x[k - m], x[k - 2m], \dots, x[k - (d - 1)m]\}, \quad (3)$$

де  $m = \tau / T$ ;  $T$  – інтервал дискретизації за часом.

При переборі за тактом часу  $k$  маємо дискретний набір точок у  $d$ -мірному просторі, що при сталому

режимі системи є фазовим портретом атрактора. Аналіз фазового портрета може виявити напрями рухів за різних початкових умов, а також визначити якісні властивості динамічної системи, що породжує процес (3).

Для визначення режиму породжуючого процесу оцінюють його ентропію Колмогорова  $K$ , що дорівнює сумі старших показників Ляпунова та характеризує швидкість втрати інформації про стан динамічної системи в часі.  $K$ -ентропія дорівнює нулю при регулярному русі, нескінченна для випадкових систем, позитивна та обмежена для хаотичних систем.

Значення кореляційної ентропії  $K_C$  є нижньою межею  $K$ -ентропії і дозволяє оцінити інтервал точної прогнозованості процесу  $T_C$ . За час, більший  $T_C$ , можливе тільки статистичне прогнозування.

Розмірність фазового простору  $d$ , починаючи з якої кореляційна розмірність  $D_C$  перестає змінюватися, є мінімальною розмірністю вкладення атрактора (найменшою цілою розмірністю фазового простору, що вміщує весь атрактор). Таким чином, розмірність  $d$  визначає порядок породжуючої системи (глибину її пам'яті).

Показник Херста  $H$  характеризує ступінь самоподоби процесу. Він свідчить про наявність тренда або про випадковість процесу, а також характеризує еволюцію системи (процесу). Якщо  $0,5 < H < 1$ , то процес характеризується довготривалою пам'яттю та є персистентним, для якого ймовірним є збереження тенденції еволюції системи в майбутньому. Якщо ж  $0 < H < 0,5$ , то це говорить про антиперсистентність процесу. Його часові реалізації мінливі й складаються з частих реверсів спад-підйом. Тобто, для них збільшення (зменшення) значень у минулому означає ймовірне їх зменшення (збільшення) в майбутньому.

Аналіз флуктуаційних функцій дозволяє виявити властивості самоподоби та довготривалі залежності нестационарних часових рядів у присутності можливих трендів без знання їх походження й форми. Показник скейлінга для цих функцій відповідає показнику Херста, крім того, ці функції в подвійному логарифмічному масштабі для монофрактальних процесів мають вигляд прямих ліній, а для мультифрактальних – вигляд кривих ліній.

Значення часткових функцій (узагальнених статистичних сум) у подвійному логарифмічному масштабі для монофрактальних процесів постійні, а для мультифрактальних – змінні.

Для монофрактальних процесів скейлінгова експонента є прямою лінією, показник Гельдера практично не змінюється, а спектр сингулярностей є компактною множиною точок. Навпаки, для мультифрактальних процесів скейлінгова експонента є кривою лінією, показник Гельдера залежить від значення порядку, а спектр сингулярностей не є компактною множиною.

2. Процедура вибору структури  $\Phi$  моделі процесу (2) здійснюється на основі аналізу отриманих якісних та числових значень характеристик процесу.

Одними з поширених моделей складних нелінійних процесів різної природи є моделі фрактальних

рухів [3]. Фрактальний броунівський рух (ФБР) – це процес, що має приріст координати броунівської частинки для будь-якої пари моментів часу  $t$  і  $t_0$  виду

$$X(t) - X(t_0) \sim \xi |t - t_0|^H, \quad (t \geq t_0), \quad 0 < H < 1,$$

де  $X(t_0)$  – координата частинки в деякий початковий момент часу  $t_0$ ;  $\xi$  – стандартний гаусівський випадковий процес із незалежними приростами;  $H$  – показник Херста.

Фрактальний гаусівський шум (ФГШ) – це строго самоподібний у широкому сенсі стохастичний процес з нульовим середнім та дисперсією виду

$$D[B_H(t) - B_H(t_0)] = D[\xi] \cdot |t - t_0|^{2H},$$

де  $B_H$  – ФБР з показником Херста  $H$ .

Перевагами моделей ФБР і ФГШ є властивості самоподоби та довготривалі залежності, що відповідають властивостям експериментальних даних, а також можливість їх аналітичного трактування. Проте, їх недоліки полягають в обмеженнях опису нелінійних процесів і складнощах підбору значень параметрів для генерації часових послідовностей, подібних до експериментальних даних.

Іншими моделями складних нелінійних процесів є авторегресійні моделі, які припускають, що поточне значення процесу є сумою постійної, зваженої суми попередніх значень і похибки моделі. Прикладами таких моделей є: ARMA (авторегресійна модель ковзного середнього), ARIMA (авторегресійна інтегральна модель ковзного середнього) і FARIMA (фрактальна ARIMA) [4].

Для оцінювання та ідентифікації процесів також застосовуються адаптивні фільтри-апроксиматори (АФА), вихід яких визначається згортою вхідного сигналу з імпульсною характеристикою фільтру.

Для опису складних процесів використовуються також НМ та системи нечіткої логіки. Нейромережеві моделі представляють собою набір сполучених між собою нейронів, для яких перетворення вхідного вектора у вихідний задається значеннями вагів мережі. Вихідні значення нейронів залежать від вибору функції активації.

Гібридна мережа Anfis (адаптивна нейронна система нечіткого висновку) представляє собою НМ з чіткими сигналами, вагами та активаційною функцією, об'єднання сигналів і вагів у якій здійснюється з використанням  $t$ -норми,  $t$ -конорми або деяких інших неперервних операцій.

Рівняння АФА на основі НМ і гібридних мереж представляються у вигляді згортки вхідного сигналу з відповідними базисними функціями: активаційними (для НМ АФА) і належності (для Anfis).

Фільтри з час-частотним перетворенням мають переваги над фільтрами зі згортою в часовій області завдяки скороченню об'єму обчислень і покращенню властивості збіжності алгоритмів адаптації.

Прикладом такого фільтру є нейронний вейвлет (НВ) АФА [5], в основу фільтрації якого покладена процедура прямого дискретного вейвлет перетворення (ДВП). Для зменшення впливу шуму у фільтрі здійснюють трешолдинг – порогове обмеження коефіцієнтів вейвлет розкладання. НМ використовується для прогнозування значень коефіцієнтів, за якими за допомогою зворотнього ДВП визначається прогнозований сигнал.

Перевагами моделей з НМ є автоматичне набуття знань, можливість їх навчання та здатність до опису нелінійних процесів.

Деякі складні процеси на часових масштабах проявляють мультифрактальний характер, тобто мають гнучкий закон масштабування.

Для їх опису використовуються мультифрактальні моделі, які ґрунтуються на використанні мультиплікативних каскадів, що застосовують ітеративну процедуру поділу одиничних інтервалів на два рівні підінтервали.

Завдання каскадного моделювання полягає в знаходженні розподілу вірогідності для вагових коефіцієнтів підінтервалів такого, щоб виконувалась рівність масштабної функції процесу (скейлінгова експонента) логарифму математичного очікування цих коефіцієнтів.

Не менш поширеними є мультифрактальні вейвлет моделі (МВМ), в яких у якості материнського вейвлета використовується вейвлет Хаара, що є простим ортонормованим вейвлет базисом, для якого апроксимуючі та вейвлет коефіцієнти обчислюються рекурсивно [6].

3. Процедура параметричної ідентифікації процесу полягає у визначенні параметрів  $a$  моделі процесу (2) обраної структури  $\Phi$  відповідно до мінімуму прийнятого критерія.

Формування вектора оцінки параметрів  $a$  (параметрична ідентифікація) моделі процесу (2) здійснюється на основі експериментальних часових рядів шляхом мінімізації прийнятого функціоналу

$$J[a] \rightarrow \min_{a \in S} J \Rightarrow a_{opt}, \quad (3)$$

де  $S$  – обмеження.

Вибір методу локальної (параметричної) оптимізації обмежений обраним типом структури моделі процесу.

Ідентифікація параметрів моделей фрактальних рухів здійснюється за допомогою методу найменших квадратів, а ідентифікація параметрів (навчання) АФА здійснюється за допомогою градієнтних алгоритмів: алгоритмів методу сполучених градієнтів, алгоритмів зворотного поширення помилки або квазі-ньютонівських алгоритмів. При цьому у просторі параметрів  $a$  при обраній структурі  $\Phi$  моделі мінімізується функціонал (3).

Як функціонал параметричної ідентифікації використовують критерій регулярності, що визначається на всій вибірці даних, наприклад, критерій мінімуму середньоквадратичної похибки між експериментальними й модельними значеннями процесу.

Разом з тим, з огляду на нелінійність процесу (2) та довільний вигляд функціоналу (3), оптимальні рі-

шення можуть бути полімодальними. А це вимагає використання методів глобальної оптимізації, серед яких найбільш ефективними є пошукові методи [5]. У них алгоритм пошуку оптимального рішення зв'язує наступні один за одним рішення

$$a(\kappa + 1) = F[a(\kappa)],$$

де  $F$  – алгоритм пошуку, що вказує на те, які операції слід зробити на кроці  $\kappa$  при рішенні  $a(\kappa)$ , щоб отримати нове рішення  $a(\kappa + 1) \succ a(\kappa)$ . Тут знак переваги  $\succ$  при мінімізації функціоналу має сенс

$$J[a(\kappa + 1)] < J[a(\kappa)]. \quad (4)$$

В алгоритмах прямого випадкового пошуку задаються напрями пошуку та визначаються значення функціоналу  $J$  у точках  $a(\kappa) \pm \gamma\sigma$ . Рішення полягає у виборі кроку в напрямі зменшення цього функціоналу

$$a(\kappa + 1) = a(\kappa) - \omega\sigma\{J[a(\kappa) + \gamma\sigma] - J[a(\kappa) - \gamma\sigma]\},$$

де  $\omega, \sigma, \gamma$  – параметри, що визначають сфери прийняття рішення ( $\omega$ ), збору інформації ( $\gamma$ ) та одиничний випадковий напрям ( $\sigma$ ).

Розвитком пошукових методів є еволюційні алгоритми, серед яких найпоширенішими є генетичні алгоритми, що основані на моделюванні розвитку біологічної популяції на рівні геномів. Вони моделюють процес біологічної еволюції: мутації параметрів  $\delta a$ , їх схрещування (розмноження)  $a(\kappa + 1) = a(\kappa) + \delta a(\kappa)$  і правило добору, що дозволяє виявляти їх сприятливі варіації, за допомогою яких будується послідовність поліпшуваних рішень із властивістю (4).

Як функціонал глобальної оптимізації використовують критерій незміщеності (мінімуму зсуву) або комбінований критерій регулярності й незміщеності. Такі критерії не чутливі до рівня шуму у вхідних даних і при збільшенні завад їх мінімум не зміщується до області простіших моделей.

#### **Ідентифікація та прогнозування показників процесу крупного дроблення руд.**

Процеси рудопідготовки (дроблення й здрібнювання руд) є нелінійними динамічними об'єктами керування (ОК) зі змінною структурою та параметрами, що залежать від властивостей руди, конструктивних і технологічних змінних [5].

Визначимо характеристики стану процесу крупного дроблення за часовою реалізацією вмісту класу +100 мм у крупнодробленій руді  $\gamma_{+100}$ , отриманій в умовах дробарної фабрики Інгулецького гірничозбагачувального комбінату, а також за реалізацією відображення Ено (Henon), що описує рух частинок в умовах тертя й імпульсних впливів (зіткнень) і є спрощеною моделлю процесів дроблення в конусних дробарках і здрібнювання в барабанних млинах.

За розрахунками значення кореляційних ентропій та розмірності атракторів сигналу  $\gamma_{+100}$  склали:

$K_{C\gamma} = 0,39$  і  $D_{C\gamma} = 3,04$ , а відображення Ено –  $K_{CE} = 0,47$  і  $D_{CE} = 1,14$ . При цьому інтервали точної прогнозованості –  $T_{C\gamma} = 4,11$  такту (тривалістю 100 с) і  $T_{CE} = 3,42$  такту.

Для визначення розмірності фазового простору сигналу  $\gamma_{+100}$  обчислена її оцінка зверху  $d_\gamma \leq 7,1$ , а для оцінки знизу на рис. 1 побудована залежність  $D_{C\gamma}(d_\gamma)$ . Із неї видно, що розмірність атратора  $D_{C\gamma}$ , практично, перестає зростати при розмірності фазового простору  $d_\gamma \geq 4$ . Тоді  $4 \leq d_\gamma \leq 7$ .

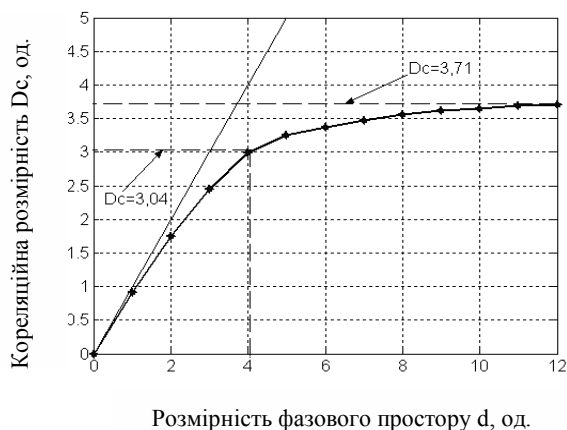


Рис. 1. Залежність розмірності атратора від розмірності простору сигналу  $\gamma_{+100}$

Для реконструкції моделей процесів, що породжують експериментальний сигнал  $\gamma_{+100}$  і відображення Ено, використовували нейронечіткий (Anfis) АФА з дзвіноподібною функцією належності. На його вхід подавалися відповідні часові реалізації зі своїми розмірностями  $d$ . Реалізації розбивалися на навчальну та перевіірочну послідовності нарівно, а прогноз виконувався наперед до 10 тактів, що перевищує отримані значення інтервалів  $T_{C\gamma}$  і  $T_{CE}$ .

Як показник якості прогнозування використовувалась відносна величина середньоквадратичної похибки (рис. 2). Для сигналу  $\gamma_{+100}$  розмірність приймалась  $d_\gamma = 5$ .

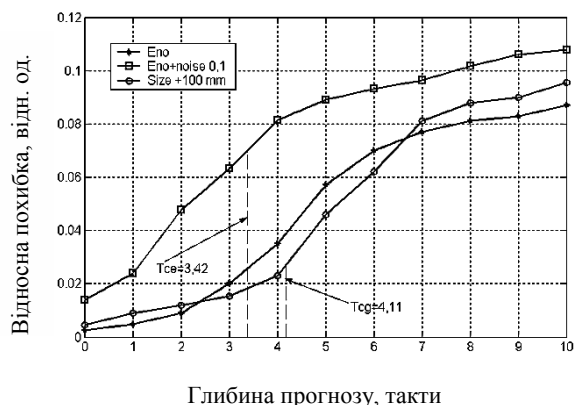


Рис. 2. Відносні похибки прогнозу

З аналізу рис. 2 виходить, що відносна похибка прогнозування сигналу  $\gamma_{+100}$  та відображення Ено складає менше 10% при глибині прогнозу до 10 тактів та менше 3% для інтервалів передбачуваності.

**Оцінка, ідентифікація та прогнозування теплового стану доменної печі (ДП).**

Доменний процес є складним ОК, що має нелінійні залежності, нестационарні параметри, залежні (багатозв'язкові) змінні, високий рівень завод, а також значну інерційність і час запізнювання.

Визначимо характеристики стану доменного процесу, що породжує тренд рівня розплаву (РР) ДП, який характеризує її тепловий стан.

Дослідження проведені на прикладі сигналу тренда РР, отриманого в умовах ДП-3 „Маріупольського меткомбінату ім. Ілліча“. Сигнал тренда РР має нерегулярний вигляд часової реалізації, експоненціальний спад його АКФ і наявність значної частини енергії спектру сигналу в низькочастотній області.

Розрахунки дозволили визначити для тренда РР його кореляційні ентропію  $K_C = 0,48$  і розмірність  $D_C = 2,21$ , а також показник Херста  $H = 0,21$ . При цьому, інтервал точної прогнозованості склав  $T_C = 6,17$  такту (тривалістю 20 хв), а розмірність фазового простору тренда РР –  $3 \leq d \leq 5$ .

Набуте значення  $H = 0,21 < 0,5$  характеризує тренд РР як ергодичний мінливий процес, що складається з частих спадів-підйомів.

Для реконструкції моделі процесу, що породжує тренд РР ДП, і його прогнозу використовувались лінійний (Lin), нейронечіткий (Anfis), нейромережевий (NN) і нейровейвлетний (WVNN) АФА.

Нелінійні АФА мали структуру Вінера-Гаммерштайна з кількістю ліній затримок на вході, рівній розмірності фазового простору тренда РР  $d = 4$ , визначеній вище.

Сигнал тренда РР розбивався на навчальну й перевіірочну послідовності порівну, а як критерій оптимізації використовувалась відносна середньоквадратична похибка між реальними та прогнозованими значеннями тренда РР у перевіірочній послідовності.

Визначено, що похибка прогнозу тренда РР не перевищує 1,2% (рис. 3) з глибиною до 40 тактів ( $\approx 13$  год). А найкращі результати має NN АФА.

Аналогічно виконувалась оцінка похибки прогнозу вмісту кремнію в чавуні на випуску (рис. 4) із глибиною до 8 випусків ( $\approx 15$  год).

Визначено, що відносна похибка прогнозу вмісту кремнію не перевищує 4,5%. А якнайкращі результати має Anfis АФА.

**Оцінка та ідентифікація трафіку в інформаційних мережах (ІМ).**

До актуальних завдань оптимізації ІМ відносяться дослідження складних процесів, що виникають у системах передачі, їх ідентифікація, оцінка й формування моделей керування мережним трафіком.

Сучасному трафіку в ІМ притаманна властивість самоподоби (фрактальність), він класифікується як

нелінійний стохастичний процес з хаотичною й фрактальною динамікою [7]. Крім того, агрегований трафік від різних джерел на малих часових масштабах проявляє мультифрактальний характер.

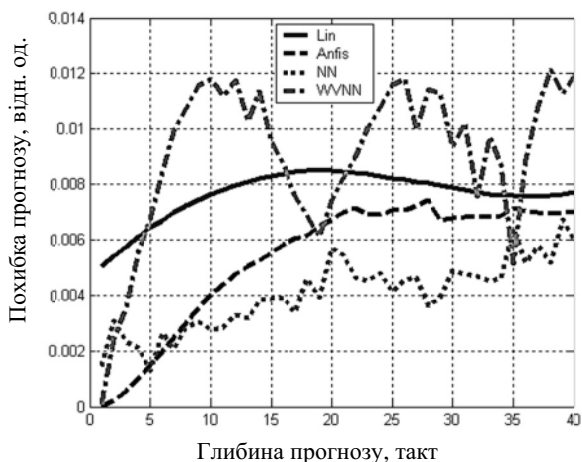


Рис. 3. Похибки прогнозу тренда РР для різних АФА

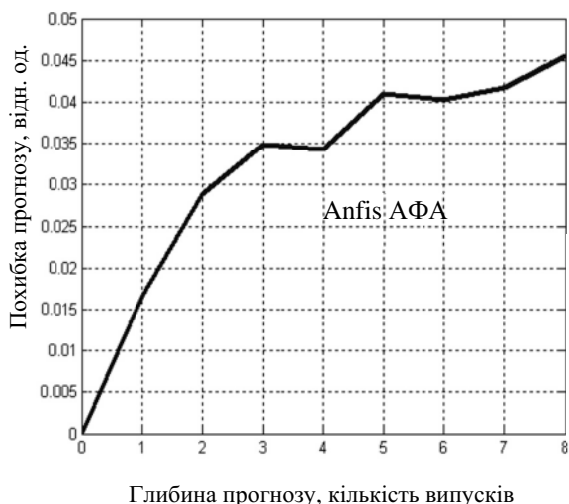


Рис. 4. Похибки прогнозу вмісту кремнію в чавуні на випуску

Для аналізу та моделювання використовувались експериментальні сигнали трафіку мультисервісної системи комутації EWSD (сигнал 1) та трафіку, що передавався через мережу Інтернет (сигнал 2) [8].

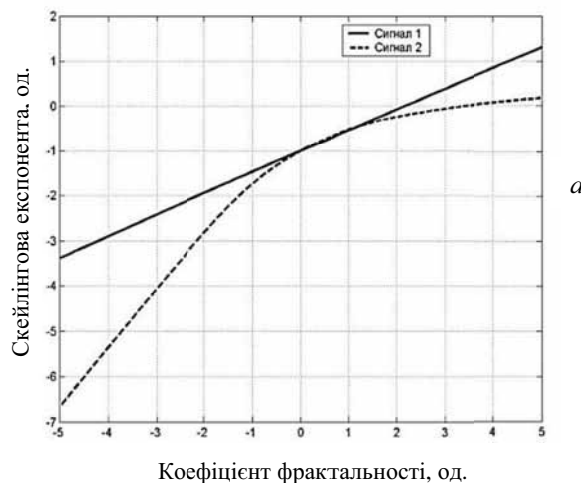
Система EWSD надає абонентам розширений набір послуг зв'язку. Час агрегації (дискретизації) для сигналу 1 складає 1 год.

Дані реалізації трафіку мережі Інтернет представляють собою залежність розміру Ethernet кадрів у байтах від часу. Трафік агрегований із кроком 5 с.

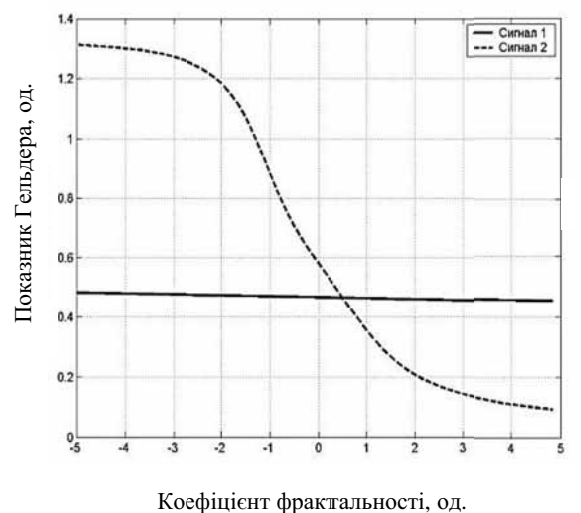
Результати комплексної оцінки характеристик експериментальних та модельних сигналів трафіку наведені в таблиці та на рис. 5.

При моделюванні в якості моделей трафіку (сигналів 1 і 2) використовувались лінійний, Anfis, НМ і

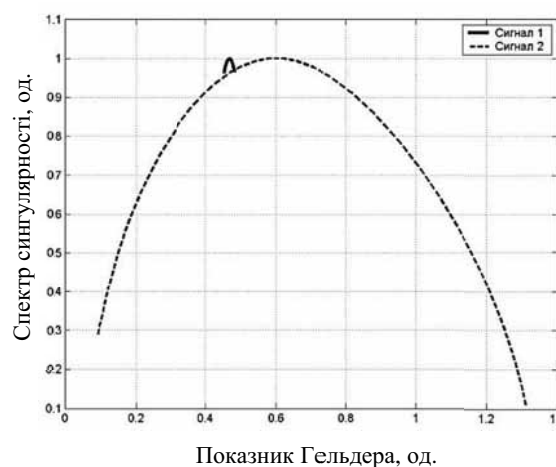
НВ АФА та МВМ з бета-розподілом вейвлет коефіцієнтів. У результаті їх адаптації (навчання) АКФ спектри та дисперсії модельних сигналів якісно відповідають відповідним характеристикам експериментальних сигналів (таблиця).



а



б



в

Рис. 5. Скейлінгові експоненти (а), показники Гельдера (б) і спектри сингулярностей (в) експериментальних сигналів

Розрахунки дозволили визначити, що сигнали підпорядковуються субекспоненційним законам розподілу з відповідними показниками „важкості хвоста“ (гіпотези щодо тотожності розподілу значень сигналів приймалися із вірогідністю 95%). Крім того, сигнали породжуються хаотичними нелінійними процесами, являють собою персистентні ряди з довготривалою кореляцією та інтервалами точної прогнозованості  $T_{C1} = 1,694$  і  $T_{C2} = 2,525$  тактів.

З аналізу графіків на рис. 5 видно, що сигнал 1 породжується монофрактальним процесом: скейлінгова експонента є прямою лінією, показник Гельдера

практично не змінюється, а спектр сингулярностей є компактною множиною точок.

При цьому сигнал 2 виявив мультифрактальні властивості: його скейлінгова експонента є кривою лінією, показник Гельдера залежить від значення порядку, а спектр сингулярностей не є компактною множиною. Це підтверджується також тим, що модель МВМ має менші похибки визначення характеристик сигналу 2, ніж модель у вигляді НМ АФА.

У цілому, якісні та числові значення характеристик модельних сигналів відповідають характеристикам експериментальних сигналів.

Таблиця

Характеристики сигналів

Показник	Сигнал 1			Сигнал 2		
	Експериментальний	НМ АФА	Бета МВМ	Експериментальний	НМ АФА	Бета МВМ
АКФ	Поволі убуюаоча залежність					
Спектр	Ступеневий закон зі сплесками			Ступеневий закон		
Вейвлет перетворення	Деревоподібна структура скейлтона					
Дисперсія	Поволі убуюаоча					
Закон розподілу за критерієм: - Колмогорова - Пірсона	Логнормальний Логнормальний			Парето Парето	Логнормальний Логнормальний	Парето Парето
Показник „важкості хвоста“, од.	~ 5,4	~ 6,1	~ 5,7	~ 1,4	~ 1,2	~ 1,5
BDS-тест	Хаотичний нелінійний процес					
Показник Херста (од.): - періодограмний метод	0,923	0,997	0,891	0,980	0,936	0,940
- метод агрегованої дисперсії	0,904	0,979	0,843	0,888	0,687	0,843
- R/S аналіз	0,814	0,992	0,910	0,913	0,788	0,858
Кореляційна розмірність, од.	3,584	3,717	3,710	2,956	3,992	2,978
Кореляційна ентропія, од.	0,954	0,807	0,898	0,640	0,826	0,742
Інтервал прогнозованості, такт	1,694	2,003	1,800	2,525	3,063	2,178
Розмірність атрактора, од.	$4 \leq d \leq 6$	$4 \leq d \leq 6$	$4 \leq d \leq 6$	$2 \leq d \leq 4$	$2 \leq d \leq 5$	$2 \leq d \leq 5$

У результаті моделювання встановлено, що відносна середньоквадратична похибка апроксимації експериментальних сигналів за допомогою моделей не перевищує 4,6%.

**Висновки.**

Запропоновано комплексний метод оцінки та ідентифікації складних нелінійних процесів, що включає оцінку їх характеристик на основі комплексного використання час-частотного, статистичного й фрактального аналізів, вибір структури моделі відповідно до отриманих якісних і числових значень характеристик процесу та його параметричну ідентифікацію на основі методів локальної або глобальної оптимізації, що дозволяє отримати адекватні моделі процесів підвищеної точності.

Відповідно до комплексного методу виконані оцінка, ідентифікація та прогнозування показників процесу крупного дроблення руд та теплового стану доменної печі, а також оцінка й ідентифікація трафіку в інформаційних мережах.

У результаті досліджень визначено, що відносна похибка прогнозування: вмісту класу +100 мм у крупнодробленій руді не перевищує 3%; теплового стану доменної печі за трендом рівня розплаву – 1,2%, а відносна похибка прогнозу вмісту кремнію в чавуні на випуску – 4,5%.

Визначено також, що трафік мультисервісної системи комутації є монофрактальним процесом, а трафік Інтернет – мультифрактальним. При цьому відносна похибка апроксимації трафіку за допомогою адаптивних фільтрів-апроксиматорів і мультифрактальних вейвлет моделей не перевищує 4,6%.

Статистична перевірка за непараметричним критерієм знаків дозволила встановити адекватність експериментальних і модельних часових реалізацій з рівнем значущості 0,01.

Подальші дослідження мають бути спрямовані на розробку алгоритмів керування складними нелінійними процесами на основі їх комплексної оцінки та ідентифікації.

## Список літератури / References

1. Кузнецов С.П. Динамический хаос / Кузнецов С.П. – М.: Физматлит, 2002. – 296 с.  
Kuznetsov, S.P. (2002), *Dinamicheskiiy kaos* [Dynamic Chaos], Fizmatlit, Moscow, Russia.
2. Шустер Г.Г. Детерминированный хаос. Введение / Шустер Г.Г. [Пер. с англ.] – М.: Мир, 2004. – 256 с.  
Schuster, G.G. (2004), *Determinirivanniy kaos. Vvedeniye* [Deterministic Chaos. Introduction], Mir, Moscow, Russia.
3. Федер Е. Фракталы / Федер Е. [Пер. с англ.] – М.: Мир, 1991. – 254 с.  
Feder, J. (1991), *Fraktaly* [Fractals], Mir, Moscow, Russia.
4. Шелухин О.И. Мультифракталы. Инфокоммуникационные приложения / Шелухин О.И. – М.: Горячая линия – Телеком, 2011. – 576 с.  
Shelukhin, O.I. (2011), *Multifraktaly. Infokommunikatsyonnye prilozheniya* [Multifractals. Infocommunication applications], Goryachaya Linia, Moscow, Russia.
5. Кузнецов Г.В. Композиційна структурно-параметрична ідентифікація нелінійних динамічних об'єктів керування / Г.В. Кузнецов, В.І. Корнієнко, О.В. Герасіна // Науковий вісник НТУУ КПІ. – 2009. – № 5. – С. 69–75.  
Kuznetsov, G.V., Korniienko, V.I. and Gerasina, O.V. (2009), “Composition structural-parametric identification of nonlinear dynamic controlled objects”, *Naukovi visti NTUU “KPI”*, no. 5, pp. 69–75, Ukraine.
6. Riedi, R.H., Crouse, M.S., Ribeiro, V. and Baraniuk R.G. (1999), “A multifractal wavelet model with application to network traffic”, *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 45, pp. 992–1018.
7. Crovella, M.E. and Bestavros, A. (1997), “Self-similarity in World Wide Web traffic: Evidence and possible causes”, *IEEE Transactions on Networking*, vol. 5, no. 6, pp. 835–836.
8. Архів трафіку [Електронний ресурс] – Режим доступу: <http://ita.ee.lbl.gov>.  
Traffic archive: <http://ita.ee.lbl.gov>.

**Цель.** Повышение точности динамических моделей сложных нелинейных процессов для решения задач управления этими процессами.

**Методика.** Комплексная оценка характеристик, выбор структуры моделей и параметрическая идентификация сложных нелинейных процессов на примере технологических процессов горно-металлургического производства и процессов в информационных сетях.

**Результаты.** Разработаны прогнозирующие модели показателей процесса крупного дробления руды и теплового состояния доменного процесса, а также получены фрактальные модели трафиков в информационных сетях. Относительные погрешности аппрок-

симации и прогноза по полученным моделям составляют от 3 до 4,6%. Подтверждена адекватность экспериментальных и модельных данных.

**Научная новизна.** Предложен комплексный метод оценки и идентификации сложных нелинейных процессов, который включает оценку их характеристик на основе комплексного использования время-частотного, статистического и фрактального анализов, выбор структуры модели в соответствии с полученными качественными и числовыми значениями характеристик процесса, его параметрическую идентификацию на основе методов локальной или глобальной оптимизации, что позволяет получить адекватные модели процессов повышенной точности.

**Практическая значимость.** Результаты исследований могут быть применены при разработке алгоритмов управления сложными нелинейными процессами на основе их комплексной оценки и идентификации.

**Ключевые слова:** оценка, идентификация, модель, дробление, тепловое состояние, трафик, прогноз

**Purpose.** To increase the accuracy of dynamic models of difficult nonlinear processes for solving tasks to control these processes.

**Methodology.** Complex estimation of characteristics, the choice of model structure and parametric identification of difficult nonlinear processes on the example of technological processes of mining and metallurgical production and processes in information networks.

**Findings.** We have developed the prediction models of process indices of the ore ragging and the thermal state of blast-furnace process as well as traffic fractal models in information networks. The relative errors of approximation and prediction on the models range from 3 to 4,6%. The adequacy of experimental and model data has been proved.

**Originality.** We have proposed the complex method of estimation and identification of difficult nonlinear processes comprising the estimation of characteristics based on the complex use of time-frequency, statistical and fractal analyses, the choice of model structure in accordance with received qualitative and numerical values of the process characteristics and its parametric identification based on the methods of local or global optimization allowing to get adequate models of the processes having increased accuracy.

**Practical value.** The results can be applied to design management algorithms of complex nonlinear processes based on their comprehensive evaluation and identification.

**Keywords:** estimation, identification, model, ragging, thermal state, traffic, prediction

*Рекомендовано до публікації докт. техн. наук М.О. Алексеевим. Дата надходження рукопису 01.04.13.*