УДК 519.7: 62-52

В.І. Корнієнко, канд техн. наук, О.В. Герасіна
(Україна, Дніпропетровськ, Національний гірничий університет)

МЕТОДИКА ІДЕНТИФІКАЦІЇ НЕЛІНІЙНИХ ПРОЦЕСІВ РУДОПІДГОТОВКИ

Вступ

Ефективність керування визначається наявністю відповідних засобів, адекватних об'єктам керування (ОК). Ідентифікація процесу, як динамічної системи, полягає [1] в одержанні чи уточненні за експериментальними даними його математичної моделі, вираженої за допомогою того чи іншого математичного апарата. При цьому нелінійна динамічна система залежно від значень параметрів порядку має чотири стійких рішення (режими функціонування) [2, 3]: стан рівноваги, коли після перехідного процесу система досягає стаціонарного стану; періодичне і квазіперіодичне рішення, а також хаос. Цим типам рішень відповідають атрактори системи у вигляді стійкої рівноваги, граничного циклу, квазіперіодичного атрактора і хаотичного (дивного) атрактора. Зміна значень параметрів порядку викликає втрату стійкості одного стану (режиму функціонування) системи і перехід (біфуркацію) її в інший стан.

Розглянутий формальний підхід про стійкі режими добре узгоджується з результатами теоретичних і експериментальних досліджень процесів дроблення і здрібнювання [4-6], як нелінійних динамічних ОК зі змінними структурою (розмірністю, режимом динаміки) і параметрами, що залежать від властивостей руди, конструктивних і технологічних змінних.

Ідентифікація таких складних ОК традиційними способами вимагає великих витрат на експериментальні дослідження. Методи ж нелінійної динаміки дозволяють з єдиних позицій визначати і досліджувати режими функціонування технологічних процесів по окремих часових реалізаціях [2, 3, 6]. Крім того, структурна невизначеність ОК вимагає застосування методів структурно-параметричної ідентифікації [5]. При цьому для зниження витрат доцільно використовувати методи систем штучного інтелекту, зокрема, нейронні мережі і системи нечіткої логіки, що легко навчаються і є універсальними й ефективними апроксиматорами [7, 8].

Синтезована модель складного ОК, що правильно передає динаміку одного режиму функціонування, може бути неадекватною до опису іншого режиму. Тому необхідна реалізація адаптивної ідентифікації ОК у процесі функціонування системи керування, що відносно просто виконується при використанні нейронних мереж.

Таким чином, невирішеною задачею є розробка маловитратних і ефективних методів оцінювання характеристик і структурно-параметричної ідентифікації нелінійних динамічних процесів рудопідготовки, що мають змінні режими функціонування.

Мета статті

Розробка методики оцінювання характеристик і структурно-параметричної ідентифікації нелінійних динамічних процесів рудопідготовки, а також оцінка ефективності цієї методики.

Методика ідентифікації

Структурна схема ідентифікації нелінійних процесів рудопідготовки наведена на рис. 1.

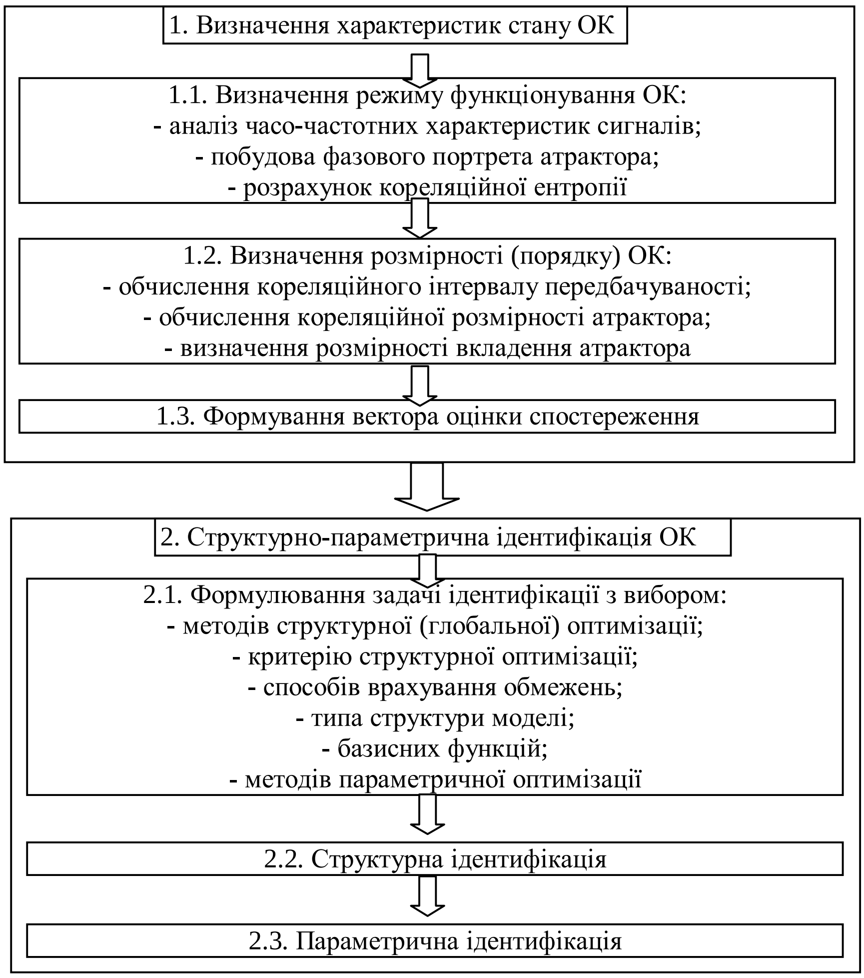


Рис. 1. Структурна схема ідентифікації нелінійних процесів рудопідготовки

Вона складається з двох процедур: визначення характеристик стану ОК та його структурно-параметричної ідентифікації. Перша процедура дозволяє визначити режими функціонування ОК і розмірності його координат, за якими формується вектор оцінки спостереження ОК. Друга процедура включає:

– ідентифікацію структури моделі за допомогою композиції методів глобальної оптимізації, що вміщує генерування структур моделей-претендентів (базисних функцій), і методів локальної оптимізації для параметричного навчання базисних функцій, а також селекцію кращих моделей за критеріями структурної оптимізації;

– ідентифікацію параметрів моделі оптимальної структури шляхом її навчання методами локальної параметричної оптимізації за критерієм регулярності на всій вибірці даних.

Це дозволяє ідентифікувати ОК у класі прогнозуючих чітких і нечітких нейромережевих моделей, які легко адаптуються під змінювані режими функціонування ОК.

Для скорочення термінів навчання моделей на реальному ОК доцільно на етапі проектування системи керування виконувати переднавчання цієї моделі на наявних експериментальних даних і (чи) адекватних моделях ОК. При цьому адаптивна ідентифікація моделі в процесі функціонування ОК дозволяє суттєво знизити витрати на попередні експериментальні дослідження режимів його роботи.

Розглянемо етапи виконання методики ідентифікації.

Визначення характеристик стану ОК

Експериментальний сигнал містить інформацію про режим роботи (атрактор) породжуваної системи. Якісними ознаками хаотичності руху системи є [2, 3]: нерегулярність часового сигналу, смугові складові на низьких частотах у його спектрі, швидкий спад автокореляційної функції сигналу і самоподібна структура його часо-частотного (вейвлет) перетворення.

Доведено [2, 3, 9], що за однією часовою реалізацією (що спостерігається) можна визначити: фазовий портрет атрактора (режиму роботи); кореляційну розмірність D_C (нижню границю розмірності Хаусдорфа); розмірність вкладення атрактора d (розмірність фазового простору) динамічної системи, а також кореляційну ентропію K_C (нижню границю ентропії Колмогорова), що характеризує наскільки хаотичний сигнал.

За отриманою часовою реалізацією (сигналу $x = x(t)$, що спостерігається), задавши затримку τ і розмірність d фазового простору, будується його дискретне відображення

$$x[k] = \{x[k], x[k-m], x[k-2m], ..., x[k-(d-1)m]\}, \qquad (1)$$

де k – такт часу $t = k \cdot T$; T – період дискретизації; m – такт затримки ($m = \tau / T$); x – вектор координат.

При переборі по k виходить дискретний набір точок у d-мірному просторі, що при сталому режимі системи відповідно до теореми Такенса [9] є фазовим портретом атрактора.

Відстань між найближчими точками атрактора до і після біфуркацій знаходиться в універсальному відношенні. Самоподоба такого явища описується за допомогою фрактальної розмірності Хаусдорфа, а чисельне визначення розмірності атрактора виконується за допомогою кореляційної розмірності [2, 3]

$$D_C = \lim_{\varepsilon \to 0} \frac{\log(\sum_{i=0}^{N(\varepsilon)} p_i^2)}{\log \varepsilon} = \lim_{\varepsilon \to 0} \frac{\log C(\varepsilon)}{\log \varepsilon} , \tag{2}$$

$$C(\varepsilon) = \lim_{N \to \infty} N^{-2} \sum_{i,j} \chi[\varepsilon - \| x_i - x_j \|] , \tag{3}$$

де $C(\varepsilon)$ – кореляційний інтеграл, оцінюваний за відображенням (1); N – тривалість часової реалізації; ε – розмір осередку фазового простору; χ – функція Хевісайда.

Із теореми про вкладення [3] випливає, що оцінка розмірності фазового простору d визначається через оцінку розмірності атрактора D_C реальної динамічної системи (формула Мане):

$$d \geq 2D_C + 1. \tag{4}$$

На практиці значення d за виразом (4) для відображень виявляється завищеним, тому часто обмежуються простором розмірності $d \geq D_C$.

Найважливішою характеристикою руху у фазовому просторі довільної розмірності є ентропія Колмогорова K, що описує динамічне поводження на атракторі. Безладдя (хаос) є поняттям теорії інформації, тому ентропія Колмогорова K пропорційна швидкості втрати інформації про стан динамічної системи з часом і показує наскільки динамічна система хаотична.

Оцінку (знизу) колмогорівської ентропії K можна одержати з урахуванням виразу (3) у такому вигляді [3]:

$$K_C = -\lim_{\varepsilon \to 0} \lim_{k \to \infty} \ln[C_k(\varepsilon) / C_{k+1}(\varepsilon)] \leq K , \tag{5}$$

$$C_k(\varepsilon) = \lim_{N \to \infty} N^{-2} \sum_{i,j} \chi[\varepsilon - \| x_i - x_j \|_k], \tag{6}$$

де $\| x_i - x_j \|_k = \sqrt{\sum_{n=0}^{k-1} (x_{i+n} - x_{j+n})^2}$.

K-ентропія дорівнює нулю для регулярного руху, нескінченна для випадкових систем, позитивна й обмежена для систем із режимом хаосу.

Колмогорівська K-ентропія дозволяє визначити середній час, на який можна передбачити стан системи з динамічним хаосом. Точне прогнозування стану цієї системи можливе тільки на інтервалі часу T_C, коли $\varepsilon \cdot e^{KT_C} = 1$ [3]. Тоді оцінка (зверху) інтервалу точної передбачуваності

$$T_C = \frac{1}{K_C} \ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right). \qquad (7)$$

За час, більший T_C, можливе тільки статистичне прогнозування, інтервал (глибина) якого залежить від кореляційної функції процесу [5].

Структурно-параметрична ідентифікація ОК

Сформулюємо задачу ідентифікації ОК таким чином: на підставі експериментальної множини функцій (часових рядів) збурень, керувань і виходів в умовах завад визначити структуру (узагальнену функцію Φ) і вектор параметрів a моделі вигляду [8]

$$\hat{Y}[k+n] = \Phi\{Y[k], u[k], w[k], \xi[k], a[k], k\}, \qquad (8)$$

що достатньо точно (у сенсі деякого критерію) апроксимують ОК відносно вхідних і вихідних величин у всьому функціональному просторі. Тут $Y[k], u[k], w[k], \xi[k]$ – відповідно, вектори (матриці) виходу процесу, його керувань, збурень і завад до поточного часу k з відповідними глибинами пам'яті (розмірностями d, визначеними вище); n – глибина прогнозу (для компенсації чистого запізнювання і часу на синтез і реалізацію керування), відповідна інтервалу передбачуваності ($n < T_C / T$).

Вважаємо, що оцінка $\hat{Z}[k]$ стану ОК (8) виконується за допомогою відповідних фільтрів спостереження $\{Y[k], u[k], w[k]\} \subset \hat{Z}[k]$.

Таким чином, формування вектора $I_s = \{\Phi, a\}$ оцінки структури Φ (структурна ідентифікація) і параметрів a (параметрична ідентифікація) моделі ОК (8) здійснюється на основі векторів сигналів спостереження $\hat{Z}[k]$ шляхом мінімізації прийнятого функціонала:

$$J[I_s] \to \min_{I_s \in S} J \Rightarrow I_s^{opt} = \{\Phi_{opt}, a_{opt}\}, \qquad (9)$$

де обмеження S, в загальному випадку, мають вигляд:

$$S = \begin{cases} \{h(I_s) \geq 0\} \subseteq S_h; \\ \{g(I_s) = 0\} \subseteq S_g; \\ \{\phi_i,\ i = \overline{1, D}\} \subseteq S_D. \end{cases} \qquad (10)$$

Тут h, g – неперервні функції; ϕ_i – елементи дискретного вектора D можливих значень структурної функції $\Phi = \{\phi_i\}$.

Вирази (9) – (10) є комбінацією неперервної задачі математичного програмування і задачі дискретного програмування, які, зважаючи на нелінійність ОК і довільний вигляд функціонала, є полімодальними. А це вимагає використання методів глобальної оптимізації, серед яких найбільш ефективними є пошукові методи [1, 10]. У них алгоритм пошуку оптимального рішення зв'язує один за одним рішення $I_s(\kappa+1) = F[I_s(\kappa)]$, де F – алгоритм пошуку, що вказує, які операції слід зробити на кроці κ при $I_s(\kappa)$, щоб отримати рішення $I_s(\kappa+1)\,\mathbf{f}\,I_s(\kappa)$. Тут знак переваги $\mathbf{f}$ при мінімізації функціонала має сенс:

$$J[I_s(\kappa+1)] < J[I_s(\kappa)]. \tag{11}$$

Розвитком цих методів є генетичні алгоритми (ГА) [10], основані на моделюванні розвитку біологічної популяції на рівні геномів. Вони моделюють процес біологічної еволюції: мутації структури і параметрів δI_s, їх схрещування (розмноження) $I_s(\kappa+1) = I_s(\kappa) + \delta I_s(\kappa)$ і правило добору, що дозволяє виявляти їх сприятливі варіації, за допомогою яких будується послідовність поліпшуваних рішень з властивістю (11).

Для структурної ідентифікації ефективними вважаються зовнішні критерії, що адекватні задачі побудови моделей з мінімальною дисперсією похибки прогнозу і поділяються на критерії регулярності і критерії незміщенності (мінімуму зсуву) [11]. До критеріїв регулярності відноситься критерій мінімуму відносної похибки покрокового інтегрування, який обчислюється на всій вибірці експериментальних даних N, а також критерій мінімуму вибіркової відносної похибки, при якому оптимізація моделі здійснюється на навчальній вибірці, а оцінка її ефективності (величини похибки) – на перевірочній послідовності.

Ці критерії чутливі до рівня шуму в початкових даних і при збільшенні завад їх мінімум зміщується в область простіших моделей. Більш стійкі до завад критерії незміщенності. При цьому для узгодження різних вимог використовуються комбіновані критерії, наприклад, у вигляді композиції критеріїв незміщенності і вибіркової відносної похибки.

При розв'язанні задачі (9) – (10), припускають, що обмеження $S_1 = S_h \,\mathbf{I}\, S_g$ формують неперервну задачу математичного програмування, а $S_2 = S_h \,\mathbf{I}\, S_D$ – задачу дискретного програмування. При цьому обмеження S_1 можна врахувати, якщо вважати вдалим кроком пошуку такий, коли ці обмеження виконуються. При обмеженнях S_2 вдалим вважається крок, коли виконується умова (11).

При побудові і реалізації структури динамічної прогнозуючої моделі ОК (8) використовуються різні підходи [1, 12]. При цьому нелінійна динамічна система (модель ОК) може бути представлена шляхом композиції лінійної динамічної (ЛДЛ) і нелінійної статичної (НСЛ) ланок, наприклад, у вигляді моделей Вінера, Гаммерштайна, їх комбінації тощо. У них ЛДЛ є лініями затримки, величини яких (глибина пам'яті) визначаються розмірністю вхідних і вихідних змінних [6], а у якості НСЛ можуть використовуватися як традиційні засоби: поліноми Лежандра чи Колмогорова-Габора, так й інтелектуальні – нейронні мережі (НМ), гібридні НМ з нечіткою логікою тощо. Переважними з них є засоби інтелектуальної обробки інформації, які є універсальними і ефективними апроксиматорами, легко настроюються (адаптуються) під змінювані властивості ОК і, відповідно, є ефективними засобами моделювання складних систем.

Моделювання

Моделювання процедури визначення характеристик стану ОК виконувалося за допомогою розроблених програм у середовищі Matlab на прикладі часових реалізацій вмісту класу +100 мм у крупнодробленій руді γ_{+100}, отриманих в умовах Інгулецького ГЗК. Часові реалізації сигналу γ_{+100} мають нерегулярний вигляд, їх кореляційні функції експоненційно спадають, а спектр сигналу має значну частину енергії в низькочастотній області, що загалом свідчить про нерегулярність процесу крупнокускового дроблення [6].

За допомогою розрахунків були визначені значення кореляційних ентропії і розмірності атракторів сигналу γ_{+100}: $K_{C\gamma} = 0{,}39$ і $D_{C\gamma} = 3{,}04$. З урахуванням цього було одержано, що значення розмірностей складають $D_{C\gamma} \cong 3{,}26$ і $4 \le d_{\gamma} \le 7$, а інтервал точної передбачуваності – $T_{C\gamma} = 4{,}11$ такту.

Моделювання процедури структурно-параметричної ідентифікації виконувалося на прикладі ідентифікації прогнозуючих моделей процесу крупнокускового дроблення (ККД) в конусних дробарках за експериментальними даними, отриманими в умовах Лебединського ГЗК [5], а також ідентифікації процесу мокрого самоздрібнення в барабанних млинах (МСЗ), що як ОК по каналу «подача руди – вихід готового класу» описується послідовно з’єднаними аперіодичною ланкою із запізненням та безінерційною квадратичною ланкою (ПІТ2) [4].

У якості критерію структурної оптимізації обрано комбінований критерій, який має малу чутливість до варіації шуму і глибини прогнозу (малий зсув глобального мінімума у просторі ознак).

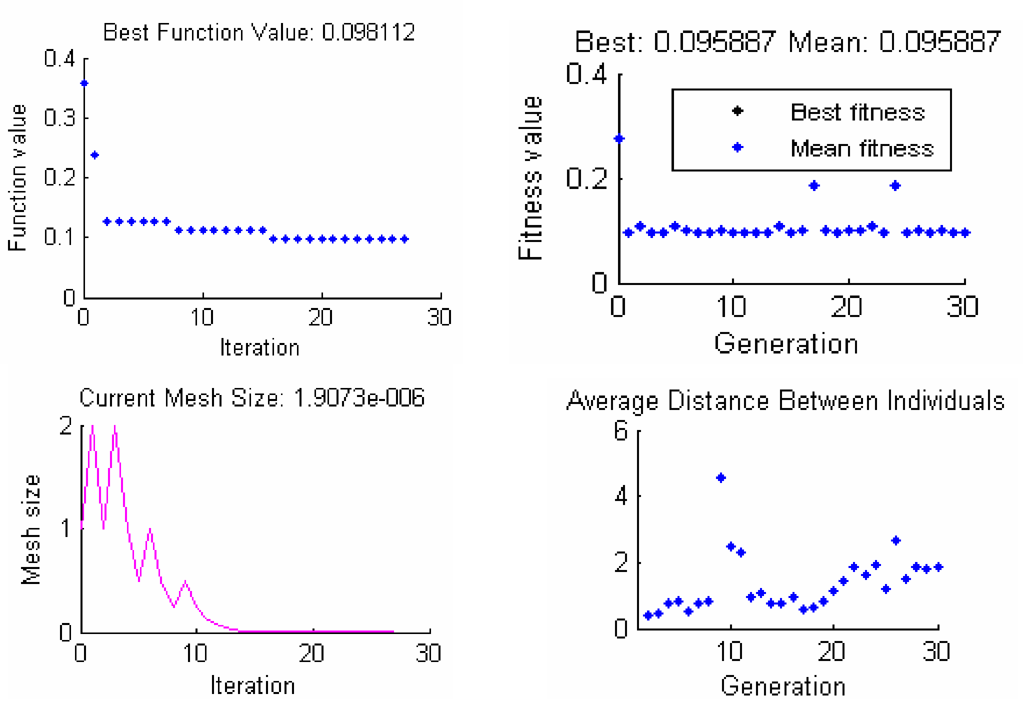
При ідентифікації процесів ККД і МСЗ використовувалася структура моделей Вінера-Гаммерштайна з базисними функціями НМ, а у якості глобальних методів оптимізації застосовувалися алгоритм прямого випадкового пошуку (ПВП) і ГА. Результати глобальної оптимізації моделі процесу ККД наведені на рис. 2,*а* (для ПВП) і на рис. 2,*б* (для ГА).

ГА мав одноточечне схрещування, селективний вибір батьків та формування нової популяції з витисненням, а алгоритм ПВП – прискорювач (адаптивний механізм) кроку пошуку [14]. Кількість ітерацій (для ГА – поколінь) обмежувалась 150, а розмір простору пошуку (популяції) – 30.

У цілому ці алгоритми за точностістю дали подібні результати. При цьому ГА виявив вищу швидкість збіжності (ГА виходить в область оптимальних рішень на перших поколіннях, а ПВП – після 15 ітерацій), а алгоритм ПВП –

вищу швидкодію (приблизно 6 с на ітерацію у ПВП і 9,5 с на покоління у ГА) при обчисленнях на комп’ютері з процесором Pentium IV. Загальний час пошуку оптимальних рішень складав 5 – 8 хвилин, що значно менше періодичності зміни режимів функціонування процесів рудопідготовки, які мають терміни від декількох годин.

У результаті моделювання встановлено, що мінімуму комбінованого критерію для розглянутих процесів відповідають базисні функції у вигляді каскадної НМ моделі прямого поширення з логістичною функцією активації прихованого шару і лінійною функцією у вихідному шарі. При цьому кількість нейронів у прихованому шарі для моделі процесу ККД складає 23 нейрони, а для моделі процесу МСЗ – 47.



а *б*

Рис. 2. Результати глобальної оптимізації структури моделі процесу ККД по ПВП (*а*) і по ГА (*б*)

Час обчислень на комп’ютері з процесором Pentium IV (Pentium II) за цими моделями складає менше 1 (10) мс на цикл прогнозу, що не вносить часових обмежень на їх застосування в системах керування процесами рудопідготовки.

Як міру точності ідентифікованих моделей використовували критерій мінімуму відносної похибки покрокового інтегрування [11], значення якого склали: для моделі ККД – 0,0365 і для моделі МСЗ (ПІТ2) – 0,0348, що суттєво краще, ніж ідентифікація за принципом самоорганізації (0,0653 [5]).

Статистична перевірка за непараметричним критерієм знаків показала, що для рівня значимості 0,01 прогнозуючі моделі з ідентифікованими структурою і параметрами адекватні динаміці розглянутих процесів.

Висновки

Розроблено методику оцінювання характристик стану і структурно-параметричної ідентифікації нелінійних динамічних процесів рудопідготовки, що мають різні режими функціонування (включно хаотичну динаміку з фрактальною розмірністю), яка дозволяє визначати режим функціонування динамічної системи, її розмірність та реконструювати її модель.

Шляхом моделювання встановлено, що моделі, отримані за цією методикою, мають підвищену точність, а часові витрати на її реалізацію не накладають обмежень на застосування в АСК ТП рудопідготовки.

Подальші дослідження мають бути спрямовані на розробку алгоритмів оптимального керування нелінійними динамічними ОК із їх структурно-параметричною ідентифікацією.

Список літератури

1. Справочник по теории автоматического управления / Под ред. А.А. Красовского. – М.: Наука, 1987. – 712 с.
2. Кузнецов С.П. Динамический хаос. – М.: Физматлит, 2002. – 296 с.
3. Шустер Г. Детерминированный хаос. Введение. – М.: Мир, 1988. – 256 с.
4. Марюта А.Н., Качан Ю.Г., Бунько В.А. Автоматическое управление технологическими процессами обогатительных фабрик. – М.: Недра, 1983. – 277 с.
5. Качан Ю.Г., Корниенко В.И. Результаты идентификации процесса дробления по принципу самоорганизации// Горн. электромеханика и автоматика: Респ. межвед. науч.-техн. сб. – 1988. – Вып. 53. – С. 32-38.
6. Корнієнко В.І., Скриль Д.Ю. Ідентифікація нелінійних процесів по часових реалізаціях // Наук. вісн. Національного гірн. ун-ту. – 2009. – № 3. – С. 85-89.
7. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. – М.: Физматлит, 2001. – 224 с.
8. Корниенко В.И., Пивоварова А.В. Интеллектуальные методы структурно-параметрической идентификации технологических процессов рудоподготовки // Гірн. електромеханіка та автоматика: Наук.-техн. зб. – 2008. – Вип. 80. – С. 71-77.
9. Takens F. Detecting strange attractors in turbulence // Lecture Notes in Mathematics. – Berlin: Springer-Verlag, 1980. – Vol. 898. – P. 366 – 381.
10. Holland J.H. Adaptation in natural and artificial systems. An introductory analysis with application to biology, control and artificial intelligence. – London: Bradford b.ed., 1994. – 211 p.
11. Ивахненко А.Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами. – К.: Техніка, 1975. – 312 с.
12. Nelles O. Nonlinear System Identification: From Classical Approaches to Neural and Fuzzy Models. – Berlin: Springer, 2001. – 785 p.