

АЛГОРИТМИ ГЛОБАЛЬНОЇ І ЛОКАЛЬНОЇ ОПТИМІЗАЦІЇ В ЗАДАЧІ ІДЕНТИФІКАЦІЇ СКЛАДНИХ ДИНАМІЧНИХ СИСТЕМ

Досліджені та обрані ефективні алгоритми структурно-параметричної ідентифікації складних динамічних систем, що включають алгоритми глобальної оптимізації, типи базисних функцій і алгоритми їх параметричної оптимізації. Визначена ефективність запропонованих алгоритмів на прикладі структурно-параметричної ідентифікації технологічних процесів рудопідготовки.

Ключові слова: ідентифікація, глобальна оптимізація, базисні функції.

Вступ

Складні динамічні системи (процеси) мають нестационарні параметри, нелінійні залежності і стохастичні змінні, що обумовлює наявність у них різних динамічних режимів функціонування. До таких складних систем відносяться, наприклад, рухомі об'єкти, телекомунікаційні системи і мережі, технологічні процеси рудопідготовки (дроблення і здрибнювання) тощо. Створення ефективних автоматизованих систем керування (АСК) такими складними системами передбачає їх ідентифікацію як на стадії проектування, так і в процесі функціонування.

Постановка задачі. Наявність різних динамічних режимів функціонування об'єкта керування (ОК) потребує розв'язання в АСК задачі структурно-параметричної ідентифікації, яка включає операції визначення структури, оцінки та оптимізації параметрів моделі ОК [1]. При цьому актуальними проблемами є вибір базисних функцій, у термінах яких здійснюється ідентифікація, вибір методів глобальної оптимізації (способу генерування і селекції структур різної складності), а також вибір методів локальної (параметричної) оптимізації та ефективних критеріїв селекції і оптимізації.

Задача ідентифікації ОК формулюється у такий спосіб [2]: на підставі експериментальної множини функцій (часових рядів) збурень, керувань і виходів в умовах завад визначити структуру (узагальнену функцію Φ) і вектор параметрів a моделі виду:

$$\hat{Y}[k+n] = \Phi\{Y[k], u[k], w[k], \xi[k], a[k], k\}, \quad (1)$$

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 такту часу k з відповідними глибинами пам'яті; n – глибина прогнозу (для компенсації чистого запізнення і часу на синтез і реалізацію керування).

Вважаємо, що оцінка $\hat{Z}[k]$ стану ОК (1) виконується за допомогою відповідних фільтрів спостереження:

$$\{Y[k], u[k], w[k]\} \subset \hat{Z}[k]. \quad (2)$$

Таким чином, формування вектора $I_s = \{\Phi, a\}$ оцінки структури Φ (структурна ідентифікація) і параметрів a (параметрична ідентифікація) моделі ОК (1) здійснюється на основі векторів сигналів спостереження $\hat{Z}[k]$ (2) мінімізацією функціонала:

$$J[I_s] \rightarrow \min_{I_s \in S} J \Rightarrow I_s^{\text{opt}} = \{\Phi_{\text{opt}}, a_{\text{opt}}\}, \quad (3)$$

де S – обмеження.

У [3] запропоновано композиційний метод структурно-параметричної ідентифікації ОК, що полягає у:

1) формуванні задачі ідентифікації із вибором методів і критеріїв структурної (глобальної) оптимізації, способів врахування обмежень, типу структурної моделі, базисних функцій і методів параметричної оптимізації;

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

3) ідентифікації параметрів моделі оптимальної структури шляхом її навчання методом локальної параметричної оптимізації за критеріями регулярності на всій вибірці даних.

Це дозволяє ідентифікувати ОК у класі прогнозуючих чітких і нечітких нейромережевих моделей, що мають підвищену точність і здатні адаптуватися під змінювані режими функціонування ОК.

Разом з тим, у роботі [3] відсутні дослідження впливу різних методів (алгоритмів) структурної і параметричної оптимізації та типів базисних функцій на точність ідентифікації динамічних режимів нелінійних ОК.

Мета статті. Дослідження і вибір ефективних алгоритмів структурно-параметричної ідентифікації складних динамічних систем, що включають алгоритми глобальної оптимізації, типи базисних функцій і алгоритми їх параметричної оптимізації.

Алгоритми глобальної оптимізації

Вирази (3) є комбінацією неперервної задачі математичного програмування і задачі дискретного програмування, які, з огляду на нелінійність ОК і довільний вид функціонала, є полімодальними. А це вимагає використання методів глобальної оптимізації, серед яких найбільш ефективними є пошукові методи [1, 2]. У них алгоритм пошуку оптимального рішення зв'язує наступні один за одним рішення $I_s(k+1) = F[I_s(k)]$, де F – алгоритм пошуку, що вказує які операції слід зробити на кроці k при рішенні $I_s(k)$, щоб отримати нове рішення $I_s(k+1) > I_s(k)$. Тут знак переваги $>$ при мінімізації функціонала має сенс:

$$J[I_s(k+1)] < J[I_s(k)]. \quad (4)$$

В алгоритмах прямого випадкового пошуку (ПВП) задаються напрямки пошуку і визначаються значення функціонала J в точках $I_s(K) \pm \gamma\sigma$. Рішення полягає у виборі кроку в напрямку зменшення цього функціонала:

$$I_s(K+1) = I_s(K) - \omega\sigma\{J[I_s(K) + \gamma\sigma] - J[I_s(K) - \gamma\sigma]\}, \quad (5)$$

де ω, σ, γ – параметри, що визначають сфери прийняття рішення (ω), збору інформації (γ) та одиничний випадковий напрямок (σ). У загальному випадку параметри в (5) можуть змінюватися (адаптуватися) до процедури пошуку і виду гіперповерхні прийнятого функціонала.

Розвитком методу ПВП є метод імітації відпалу (МІВ), що заснований на ідеї, запозиченій зі статистичної механіки, і відбиває поведінку розплавленого матеріалу при твердінні із застосуванням процедури керуваного охолодження (відпалу).

У процесі відпалу кристалізація розплаву супроводжується глобальним зменшенням його енергії, проте допускається її зростання на деякий час, наприклад, при підігріві розплаву для запобігання занадто швидкого його охолодження. Завдяки допустимості короткочасного підвищення енергетичного рівня, можливий вихід з пасток локальних мінімумів енергії, що виникають при реалізації процесу.

В алгоритмах МІВ задаються напрямки пошуку і визначаються значення функціонала J в точках $I_s(K) \pm \nu\tau$. Рішення полягає у виборі кроку в напрямку зменшення цього функціонала:

$$I_s(K+1) = I_s(K) - \omega\nu\{J[I_s(K) + \nu\tau] - J[I_s(K) - \nu\tau]\}, \quad (6)$$

де ω, ν, τ – параметри, що визначають сфери прийняття рішення (ω), зміни поточного рішення (ν) і зменшення температури (τ). У загальному випадку ці параметри також можуть змінюватися (адаптуватися) до процедури алгоритму і виду гіперповерхні прийнятого функціонала. Таким чином, в (6), на відміну від (5), вибір випадкового напрямку σ замінений на вибір напрямку зменшення температури τ .

Розвитком пошукових методів є еволюційні алгоритми, серед яких найпоширенішими є генетичні

алгоритми (ГА), що основані на моделюванні розвитку біологічної популяції на рівні геномів. Вони моделюють процес біологічної еволюції: мутації структури й параметрів δI_s , їх схрещування (розмноження) $I_s(k+1) = I_s(k) + \delta I_s(k)$ і добір, що дозволяє виявляти їх сприятливі варіації, за допомогою яких будується послідовність поліпшуваних згідно (4) рішень [1].

Узагальнена схема алгоритму глобальної оптимізації для розв'язання задачі структурно-параметричної ідентифікації з використанням ГА, ПВП і МІВ наведена на рис. 1.

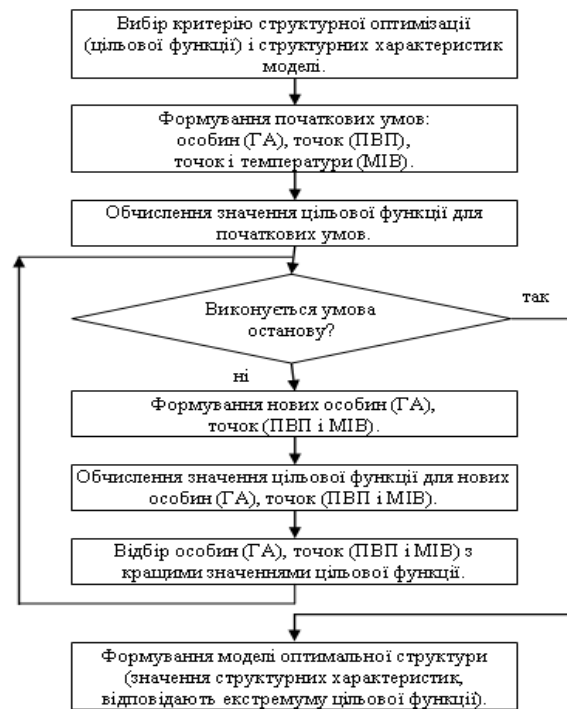


Рис. 1. Узагальнена схема алгоритму глобальної оптимізації

За критерій структурної оптимізації використано критерій незміщеності (мінімуму зсуву) або комбінований критерій (у вигляді комбінації критеріїв регулярності і незміщеності). Такі критерії не чутливі до рівня шуму у вхідних даних і при збільшенні завад їх мінімум не зміщується в область простіших моделей [1].

Алгоритми локальної оптимізації

Вибір методу локальної (параметричної) оптимізації обмежений вибором типу базисних функцій, у якості яких доцільно обирати нейронні мережі (НМ) і системи нечіткої логіки, що є універсальними й ефективними апроксиматорами [1, 4].

Рівняння ОК (1) на основі НМ прямого поширення (НМП) із прихованим шаром пропонується наводити у вигляді рівняння:

$$\hat{Y}[k+n] = \sum_{\tau \in P} \Phi_{\hat{Y}} \left\{ \sum_{l \in Q} v_l[\tau] \cdot \Phi_l \left(\sum_{m \in Q} v_{l,m}[\tau] \cdot y_m[k-\tau] \right) \right\} \quad (7)$$

де P – множина глибини пам'яті відповідних входів; $\Phi_{\hat{Y}}$ – активаційна функція вихідного шару НМ;

Q – множина входів нейронів; l – порядковий номер входу вихідного шару НМ; v_l – вагові коефіцієнти вихідного шару; Φ_l – активаційна функція нейронів прихованого шару; m – порядковий номер входу НМ; $v_{l,m}$ – вагові коефіцієнти зв'язку m -го входу і l -го нейрона; y_m – вхід НМ. У загальному випадку входами НМ (7) згідно (1) і (2) є $\{\hat{Y}[k], \hat{Z}[k]\} \subset \{y_m[k-\tau]\}$, а її структурними характеристиками – $\{T_s, P, P_{pr}, \Phi_{\hat{Y}}, \Phi_l, r_s, M_{po}\} \subset \Phi$, де T_s – тип структури, $r_s \subset Q$ – розмір прихованого шару, M_{po} – метод параметричної оптимізації (функція навчання НМ), P_{pr} – глибина прогнозу. При цьому параметрами НМ є $\{v_l, v_{l,m}\} \subset a$.

До НМПП відносяться перцептрон, каскадні НМ, вейвнети (НМ з функціями активації у вигляді вейвлет) тощо [5].

Прогнозування за допомогою НМ із радіальними базисними функціями (РБФ) виконується згідно рівняння:

$$\hat{Y}[k+n] = \sum_{\tau \in P} \Phi_{\hat{Y}} \left\{ \sum_{l, m \in Q} v_l \cdot \Phi_l(\vartheta_l, \|y_m[k-\tau] - v_l\|) \right\}, \quad (8)$$

де ϑ_l, v_l – параметри РБФ l -го нейрона прихованого шару.

Структурні характеристики НМ (8) – $\{T_s, P, P_{pr}, \Phi_{\hat{Y}}, \Phi_l, r_s, M_{po}\} \subset \Phi$, а її параметри – $\{v_l, \vartheta_l, v_l\} \subset a$.

Рівняння ОК на основі гібридної НМ із нечіткою логікою (Anfis [5]) пропонується наводити у вигляді:

$$\hat{Y}[k+n] = \sum_{\tau \in P} \sum_{m \in Q} \beta_m[\tau] \cdot \alpha_m[k-\tau], \quad (9)$$

де

$$U = U(a_U); \quad L = L(a_L);$$

$$\beta_m[\tau] = U_m^{-1}(\alpha_m[\tau] / \sum_m \alpha_m[\tau]);$$

$$\alpha_m[k-\tau] = T_n \{L_{l,m}(y_m[k-\tau])\}.$$

Тут U_m^{-1} – функція, зворотна функції належності проміжного виходу m мережі з параметрами a_U ; α_m – значення проміжного виходу; T_n – довільна n -норма моделювання логічної операції «І»; $L_{l,m}$ – функція належності нечіткого правила l входу m із параметрами a_L .

Структурними характеристиками НМ (9) є $\{T_s, P, P_{pr}, U_m, L_{l,m}, r_p, M_{po}\} \subset \Phi$, де $r_p \subset Q$ – кількість правил розкладання за входами, а її параметрами – $\{a_U, a_L\} \subset a$.

Узагальнена схема алгоритму локальної оптимізації для розв'язання задачі структурно-параметричної ідентифікації із використанням НМПП (7), НМ РБФ (8) і НМ Anfis (9) наведена на рис. 2.



Рис. 2. Узагальнена схема алгоритму локальної оптимізації

Ідентифікація параметрів (навчання) НМПП (7) здійснюється за допомогою градієнтних алгоритмів навчання: алгоритмів методу сполучених градієнтів, алгоритмів зворотного поширення помилки або квазиньютоновських алгоритмів. При цьому в просторі параметрів $\{v_l, v_{l,m}\} \subset a$ при обраних структурі моделі ОК і структурних характеристиках Φ мінімізується функціонал (3).

При навчанні НМ із РБФ (8) спочатку визначаються центри і відхилення для радіальних елементів, після цього оптимізуються параметри лінійного вихідного шару: $\{v_l, \vartheta_l, v_l\} \subset a$. Навчання гібридної НМ (9) виконується аналогічно НМ (7) шляхом оптимізації параметрів функцій належності $\{a_U, a_L\} \subset a$ за допомогою гібридного алгоритму або алгоритму зворотного поширення помилки.

Перевагою цих алгоритмів параметричного навчання НМ є їх простота і швидкодія, а недоліком – їх локальність (висока ймовірність "застрягання" у локальному екстремумі).

За критерій параметричної оптимізації використовують критерій регулярності, що визначається на всій вибірці даних, наприклад, критерій мінімуму середньоквадратичної похибки між експериментальними і модельними значеннями виходу.

Моделювання

Моделювання розв'язання задачі структурно-параметричної ідентифікації виконувалося в середовищі Matlab на прикладі ідентифікації прогнозуючих моделей процесу крупнокускового дроблення (ККД) у конусних дробарках і процесу мокрого самоздрібнювання (МСЗ) у барабанних млинах.

3 особливостей цих процесів глибина прогнозу прийнята $n = 3$ такти, а глибина пам'яті по різних входах від 1 до 4. Похибки виміру для процесу ККД не перевищували 10%, а розмір експериментальної реалізації складав $N = 58$. Для моделювання процесу МСЗ використовувалися експериментально отримані генератори збурювань у вигляді авторегресійних сигналів із гаусівським шумом амплітудою 10% від рівня сигналу, а розмір реалізації складав $N = 1024$.

За критерій структурної оптимізації обрано комбінований критерій, що має малу чутливість до варіації шуму і глибини прогнозу (малий зсув глобального мінімуму у просторі ознак) [3]. При ідентифікації процесів ККД і МСЗ у якості глобальних методи оптимізації застосовувалися ГА, ПВП і МІВ.

При цьому використовувалася структура моделей Вінера-Гаммерштайна [4] з базисними функціями у вигляді НМ: НМПП (каскадної НМ і вейвнет), НМ РБФ і НМ Anfis. Результати глобальної оптимізації структури моделі процесу ККД наведені на рис. 3, а моделі процесу МСЗ – на рис. 4.

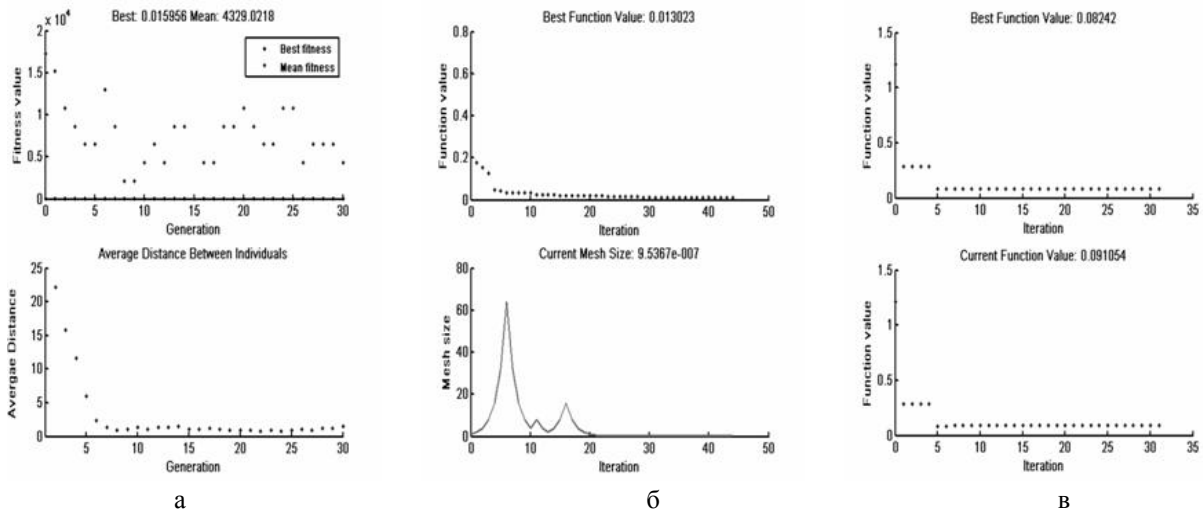


Рис. 3. Результати глобальної оптимізації структури моделі процесу ККД за ГА (а), ПВП (б) і МІВ (в)

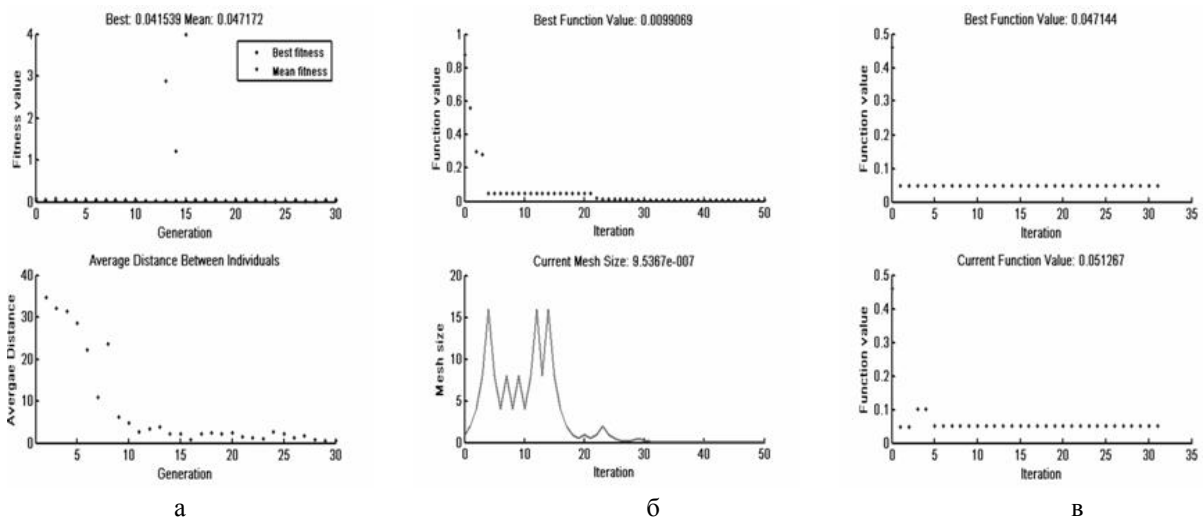


Рис. 4. Результати глобальної оптимізації структури моделі процесу МСЗ за ГА (а), ПВП (б) і МІВ (в)

ГА мав одноточечне схрещування, селективний вибір батьків та формування нової популяції із витисненням, алгоритм ПВП – адаптивний крок пошуку та повний пошук навколо поточної ітерації, а алгоритм МІВ – обмежену область перевідпалу. Кількість ітерацій для ПВП і МІВ (для ГА поколінь) обмежувалась на рівні 100, а розмір простору пошуку для ПВП (для ГА розмір популяції, для МІВ розмір області перевідпалу) – 30. При глобальній оптимізації використовувалися наступні структурні характеристики:

- 1) тип базисної функції – НМПП (каскадна НМ і вейвнет), НМ РБФ і НМ Anfis;
- 2) кількість нейронів у прихованому шарі;
- 3) тип функцій активації (для НМПП) і належності (для НМ Anfis) прихованого шару;

4) тип алгоритму параметричної оптимізації (для НМПП і НМ Anfis).

В результаті моделювання встановлено, що ГА має найвищу швидкість збіжності (ГА виходить в область оптимальних рішень на перших поколіннях, МІВ – у середньому після 5 ітерацій, а ПВП – після 15 ітерацій). Алгоритм МІВ виявив найвищу швидкодію (0,2 с на ітерацію при 9,2 с на ітерацію в ПВП і 16 с на покоління в ГА). При цьому алгоритм ПВП виявив найкращу збіжність (значення комбінованого критерію при його використанні склали 0,099...0,013, на відміну від 0,016...0,042 при ГА і 0,047...0,082 при МІВ).

Загальний час пошуку оптимальних рішень на комп'ютері із процесором Pentium IV склав 2...16 хвилин, що значно менше періодичності зміни ре-

жимів функціонування процесів рудопідготовки, які складають від декількох годин.

У цілому встановлено, що мінімуму комбінованого критерію для розглянутих процесів відповідають базисні функції у вигляді каскадної НМПП. При цьому для моделі процесу ККД кількість нейронів у прихованому шарі становить 28, функція активації прихованого шару - логістична сигмоїдальна, вихідного шару - лінійна, алгоритм навчання НМ - метод Флетчера-Рівса [5]. Для оптимальної структури моделі процесу МСЗ кількість нейронів у прихованому шарі становить 50, функція активації прихованого шару - гіперболічний тангенс, вихідного шару - лінійна, алгоритм навчання НМ - алгоритм Левенберга-Марквардта [5].

Як міру точності параметричної ідентифікації моделей оптимальної структури використовували критерій мінімуму середньоквадратичної похибки, значення якого склало для моделей ККД 0,0401 і для моделей МСЗ - 0,0442, що істотно менше, ніж похибка ідентифікації за принципом самоорганізації (0,0653 [3]). Час обчислень на комп'ютері із процесором Pentium IV за цими моделями становить 7...10 мс на цикл прогнозу, що не вносить часових обмежень на їх використання в системах керування процесами рудопідготовки. Результати ідентифікації процесів ККД і МСЗ наведені на рис. 5.

Висновки

На прикладі технологічних процесів рудопідготовки визначена ефективність алгоритмів структурно-параметричної ідентифікації нелінійних динамічних процесів, які реалізують композицію методів глобальної і локальної оптимізації, що дозволяє визначати структуру і параметри моделі процесу в реальному часі (у процесі функціонування АСК).

Шляхом моделювання встановлено, що отримані інтелектуальні прогнозуючі моделі мають підвищену точність, а часові витрати на ідентифікацію не накладають обмежень на їх застосування в АСК рудопідготовкою. Статистична перевірка за непараметричним критерієм знаків показала, що для рівня значимості 0,01 прогнозуючі моделі з ідентифікованими структурою і параметрами адекватні динаміці розглянутих процесів.

АЛГОРИТМЫ ГЛОБАЛЬНОЙ И ЛОКАЛЬНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ В ЗАДАЧЕ ИДЕНТИФИКАЦИИ СЛОЖНЫХ ДИНАМИЧЕСКИХ СИСТЕМ

А.В. Герасина, В.И. Корниенко

Исследованы и выбраны эффективные алгоритмы структурно-параметрической идентификации сложных динамических систем, включающие алгоритмы глобальной оптимизации, типы базисных функций и алгоритмы их параметрической оптимизации. Определена эффективность предложенных алгоритмов на примере структурно-параметрической идентификации технологических процессов рудоподготовки

Ключевые слова: идентификация, глобальная оптимизация, базисные функции.

THE ALGORITHMS OF GLOBAL AND LOCAL OPTIMIZATION IN TASKS OF IDENTIFICATION OF DIFFICULT DYNAMIC SYSTEMS

A.V. Gerasina, V.I. Korniyenko

Effective algorithms of structural-parametric identification of difficult dynamic systems, including algorithms of global optimization, types of base functions and algorithms of their parametrical optimization are investigated and chosen. Efficiency of the offered algorithms on the example of structural-parametric identification of technological of comminution processes is determined.

Keywords: identification, global optimization, base functions.

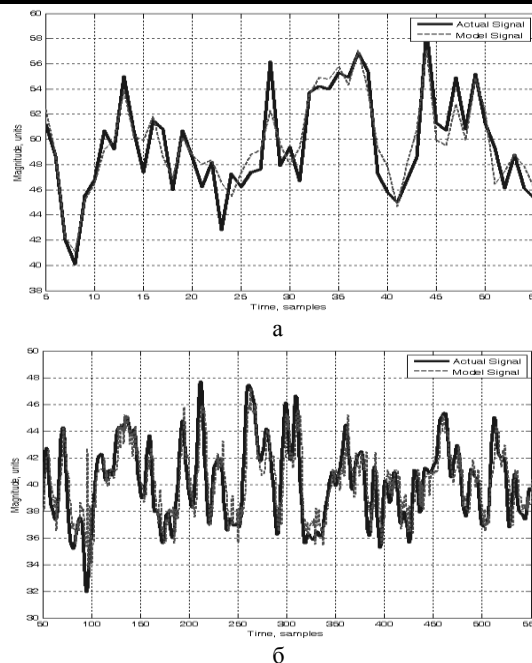


Рис. 5. Результати ідентифікації технологічних процесів ККД (а) і МСЗ (б)

Подальші дослідження мають бути спрямовані на розробку програмної реалізації розв'язання задачі структурно-параметричної ідентифікації складних динамічних систем.

Список літератури

1. Nelles O. *Nonlinear System Identification: From Classical Approaches to Neural and Fuzzy Models* / O. Nelles. - Berlin: Springer, 2001. - 785 p.
2. *Справочник по теории автоматического управления* / Под ред. А.А. Красовского. - М.: Наука, 1987. - 712 с.
3. Кузнецов Г.В. Композиційна структурно-параметрична ідентифікація нелінійних динамічних об'єктів керування / Г.В. Кузнецов, В.І. Корниенко, О.В. Герасина // *Наукові вісті НТУУ «КПІ»*. - 2009. - № 5. - С. 69-75.
4. Ljung L. *Identification of Nonlinear Systems* / L. Ljung // *Proceeding of the IEEE*. - 2006. - № 6. - P. 1-10.
5. Медведев В.С. *Нейронные сети. MATLAB 6* / В.С. Медведев, В.Г. Потемкин. - М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. - 496 с.

Надійшла до редколегії 15.09.2010

Рецензент: д-р техн. наук, проф. В.В. Слесарев, Національний гірничий університет, Дніпропетровськ.