

В.І. Корнієнко, канд. техн. наук

(Україна, Дніпропетровськ, Національний гірничий університет)

АДАПТИВНЕ КЕРУВАННЯ ПРОЦЕСАМИ РУДОПІДГОТОВКИ ЗА МІНІМУМОМ УЗАГАЛЬНЕНОЇ РОБОТИ З ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИМ ПРОГНОЗУВАННЯМ

Вступ

Рудопідготовка містить технологічні процеси дроблення і подрібнення, витрати на які складають значну частину собівартості гірничо-збагачувального виробництва. Тому актуальним є підвищення ефективності цих процесів, наприклад, шляхом створення систем автоматичного керування (САК) ними. При цьому процеси дроблення і подрібнення є складними об'єктами керування (ОК) з нестаціонарними параметрами, нелінійними залежностями і стохастичними змінними, які мають значні транспортні запізнювання [1], що обумовлює їх істотну невизначеність.

Стан питання

Дослідженням автоматичного керування процесами рудопідготовки присвячено багато робіт, наприклад [1–3], в яких розглядаються системи, що використовують або лінійні динамічні моделі ОК і реалізують екстремальне регулювання, або статичну оптимізацію ОК. Однак в умовах варіації збурювань (якості руди) та режимів роботи устаткування не можливо забезпечити ефективне керування [4]. Таким чином, існує невідповідність між складністю ОК і принципами його керування, тобто не виконується принцип адекватності ОК і регулятора (відповідно до закону необхідної розмаїтості Ешбі і, пов'язаного з ним, законом адекватності властивостей ОК і регулятора Стаффорда-Біра [5]).

Розмаїтість технологічних схем рудопідготовки і складність її процесів викликає необхідність використання принципів оптимального керування, відносно якого одним з універсальних і ефективних у практичному застосуванні до складних нелінійних систем є принцип мінімуму узагальненої роботи, що реалізується, наприклад, методом із прогнозуючою моделлю і функціоналами узагальненої роботи (ФУР) [6–8].

Оптимальне керування за ФУР вимагає відповідного інформаційного забезпечення – апріорної (адекватні прогнозуєчі моделі) і апостеріорної (поточні виміри і результати обробки) інформації. Для цього найбільш перспективним є використання методів систем штучного інтелекту, зокрема, нейронних мереж (НМ) і систем з нечіткою логікою, що здатні до навчання і є універсальними й ефективними апроксиматорами [9].

Крім того, нестаціонарність і стохастичність ОК із запізнюванням потребує створення адаптивних САК, в яких керуючі впливи виробляються при невідомих чи змінюваних у процесі експлуатації властивостях ОК [6, 7].

Мета статті

Розробка адаптивних САК, оптимальних за ФУР з інтелектуальним прогнозуванням, нелінійними нестационарними стохастичними процесами рудопідготовки із запізнюванням, а також оцінка ефективності цих САК.

Адаптивні оптимальні системи автоматичного керування (АОСАК)

Структура АОСАК наведена на рис. 1 та визначається принципом поділу (теоремию статистичної еквівалентності) [6-8].

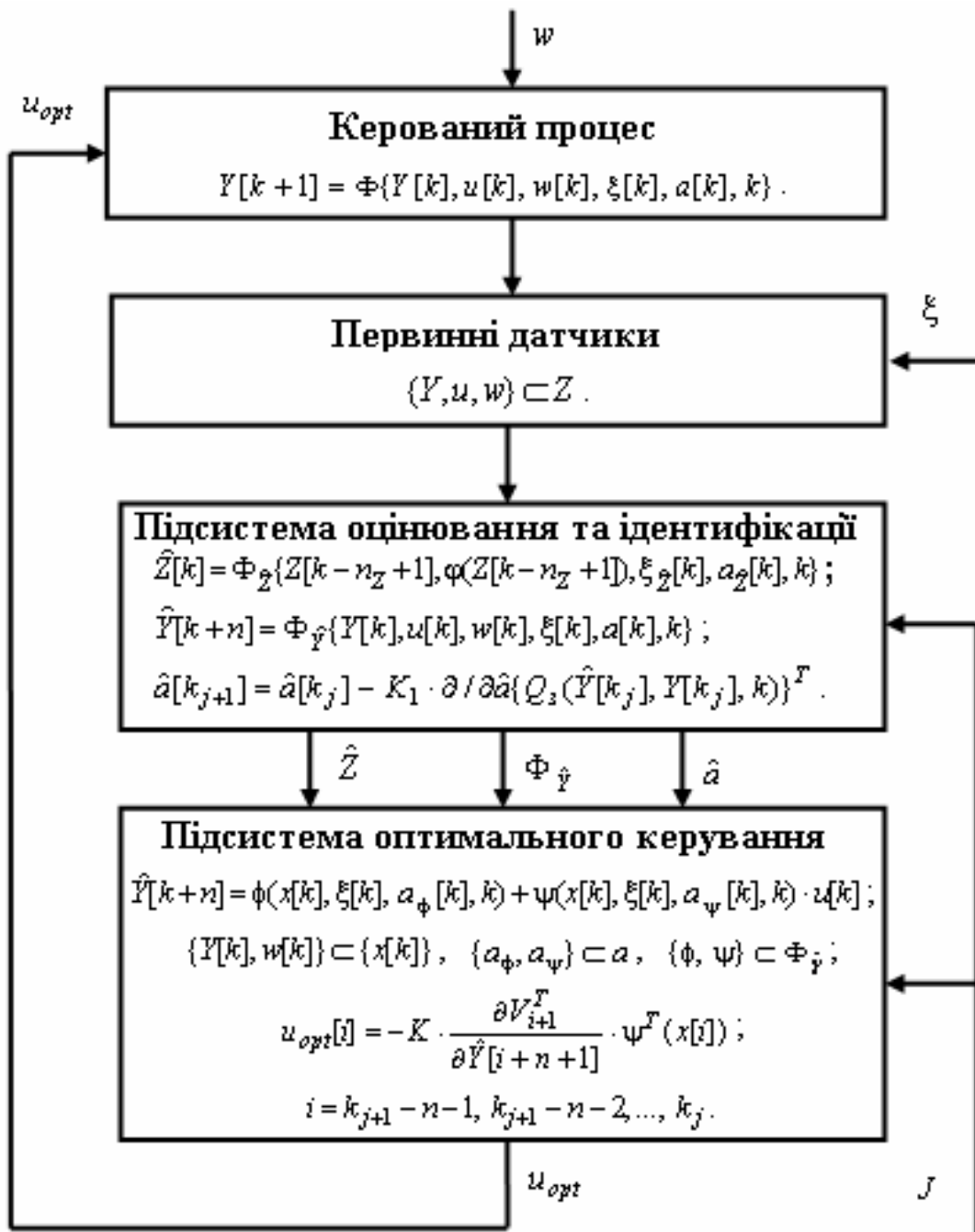


Рис. 1. Структура АОСАК за ФУР із прогнозуючою моделлю

Керований процес в умовах впливу збурювань w спостерігається за допомогою первинних датчиків з похибками вимірів x . Вектор сигналів спостереження надходить у підсистему оптимального оцінювання й ідентифікації, на виході якої формується оцінка вектора стану Z , оцінка вектора параметрів a і структури F моделі керованого процесу. Підсистема оптимального керування на основі моделі, оцінки стану і критерію оптимізації J (функціонала) формує оптимальне керування u_{opt} , яке впливає на керований процес.

Синтез оптимального керування здійснюється, наприклад, за стохастичним ФУР з адитивними функціями витрат на керування і дискретним часом:

$$J_1 = E\{V_3(Y[k_{j+1}]) + \sum_{k=k_j+n}^{k_{j+1}-1} Q_3(Y[k], Y[k], k) + K^{-1} \cdot \sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-n-1} U_3(u[k], k) + K^{-1} \cdot \sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-n-1} U_3^*(u_{opt}[k], k)\}, \quad (1)$$

де E – математичне очікування; V_3 – цільова функція; Q_3, U_3 – позитивно визначені функції; U_3^* – позитивно визначена функція, що приймає мінімальне значення при шуканому оптимальному керуванню $u=u_{opt}$; k_j, k_{j+1} – початкові такти послідовних етапів керування; K – матриця коефіцієнтів; n – глибина прогнозу; Y, \hat{Y} – вихід ОК та його оцінка.

Керування здійснюється з випередженням на час, більший суми чистого запізнювання, часу пошуку і реалізації керування. Тоді виходом моделі ОК є оцінка прогнозу глибиною $n \geq 1$ (задача ідентифікації):

$$\hat{Y}[k+n] = \Phi_Y\{Y[k], u[k], w[k], x[k], a_Y[k], k\}, \quad (2)$$

де Φ_Y – узагальнена функція; $Y[k], u[k], w[k], x[k], a_Y[k]$ – відповідно, вектори (матриці) виходу процесу, керування, збурювання, шумів і параметрів до поточного часу k .

Якщо САК має різні запізнювання в каналах збурювання, керування і виходу n_Z , то ОК прогнозується згідно (2), аргументи якого оцінюються за допомогою каналних прогнозуючих фільтрів (задача спостереження):

$$\hat{Z}[k] = \Phi_Z\{Z[k-n_Z+1], j(Z[k-n_Z+1]), x_Z[k], a_Z[k], k\}, \quad (3)$$

де $\{Y[k], u[k], w[k]\} \subset \hat{Z}[k]$ і $\hat{Z}[k]$ – оцінка стану каналу; Φ_Z – узагальнена функція; $Z[k-n_Z+1], j(Z[k-n_Z+1]), x_Z[k], a_Z[k]$ – відповідно вимірювані значення стану

каналу до моменту $k-n_Z+1$, лінійно незалежні функції, що характеризують властивості часового ряду, шуми вимірювань та параметри.

Ідентифікація та оцінювання процесів рудопідготовки складається з визначення характеристик стану ОК та його структурно-параметричної ідентифікації [10]. Це дозволяє ідентифікувати ОК у класі прогнозуючих чітких і нечітких НМ моделей, які легко адаптуються під змінювані режими функціонування.

Синтез оптимального керування здійснюється таким чином. Нехай прогнозуюча модель вигляду (2) має лінійно вхідне керування

$$Y[k+n] = f(x[k], x[k], a_f[k], k) + y(x[k], x[k], a_y[k], k) \cdot u[k], \quad (4)$$

де відповідно до виразу (2) $\{Y[k], u[k]\} \subset \{x[k]\}$, $\{a_f, a_y\} \subset a_{\mathcal{F}}$, $\{f, y\} \subset \Phi_Y$.

Тоді дискретне рівняння Беллмана запишеться так:

$$V_i(Y[i+n]) = E\{Q_3(Y[i+n], Y[i+n]) + V_{i+1}\{f(x[i]) + y(x[i]) \cdot u_{opt}[i]\} - \frac{\partial V_{i+1}^T}{\partial Y[i+n+1]} \cdot y^T(x[i]) \cdot u_{opt}[i]\}; \quad i = k_{j+1} - n - 1, k_{j+1} - n - 2, \dots, k_j. \quad (5)$$

При граничній умові $V_{k_{j+1}}(Y[k_{j+1}]) = V_3(Y[k_{j+1}])$ розв'язання рівняння (5) при квадратичній функції витрат на керування дорівнює:

$$u_{opt}[i] = -K \cdot \frac{\partial V_{i+1}^T}{\partial Y[i+n+1]} \cdot y^T(x[i]). \quad (6)$$

Отже, регуляризація задачі синтезу шляхом виділення у ФУР (1) частини, що залежить від власне оптимального керування (четвертий доданок), спрощує розв'язання і зводить його до відшукування мінімуму функціонала на ковзному циклі керування із залученням у реальному масштабі часу інформації про стан ОК до нового циклу керування (3) і його майбутнього стану за моделлю ОК (2).

АОСАК процесом крупнокускового дроблення (ККД)

Розглянемо побудову АОСАК процесом ККД в конусних дробарках, що в технологічних схемах із самоподрібненням є єдиною стадією дроблення.

Керування процесом дроблення доцільно здійснювати за якісним показником [2], наприклад, шляхом мінімізації різниці між поточним $g_{вих}$ і заданим $g_{вих}^{зад}$ гранулометричними складами продукту дроблення:

$$\left\| g_{вих} - g_{вих}^{зад} \right\| \rightarrow \min, \quad (7)$$

при обмеженнях на припустимі потужність $P \leq P_{max}$ і продуктивність $Q_{op} \geq Q_{opmin}$.

Керуючими впливами процесу ККД є продуктивність рудного постачання Q_p , розмір розвантажувальної щілини дробарки g і частота хитань її рухомого конуса, а збурюваннями – гранулометричний склад вхідної руди g_{ex} та її міцність r , стан футеровок тощо [1]. При цьому для прогнозування g_{vux} суттєвими змінними є g_{ex} , r і g [11]. Тоді прогноуюча модель являє собою

$$g_{vux}[k+n] = \Phi_g \{g_{vux}[k], g[k], g_{ex}[k], r[k], x[k], a_g[k], k\}. \quad (8)$$

Результатом оцінки стану ОК є формування вектора вигляду

$$Z = \{g, g_{ex}, r, g_{vux}, Q_{op}, P\}. \quad (9)$$

Оптимальними структурами моделей процесів рудопідготовки є рівняння на основі НМ прямого поширення з прихованим шаром [10]:

$$g_{vux}[k+n] = \sum_{t \in R} \Phi_{gN} \left\{ \sum_{l \in G} v_l[t] \cdot \Phi_l \left(\sum_{m \in G} v_{l,m}[t] \cdot y_m[k-t] \right) \right\}, \quad (10)$$

де R – множина глибини пам'яті відповідних входів; F_{gN} – активаційна функція вихідного шару НМ; G – множина входів нейронів; l – порядковий номер входу вихідного шару НМ; v_l – вагові коефіцієнти вихідного шару; F_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.

Входами НМ (10) є $\{g_{vux}[k], Z[k]\} \subset \{y_m[k-t]\}$, а її структурними характеристиками – $\{T_s, R, \Phi_{gN}, \Phi_l, r_s\} \subset \Phi_g$, де T_s – тип структури, а $r_s \subset G$ – розмір прихованого шару. При цьому параметрами НМ є $\{v_l, v_{l,m}\} \subset a_Y$.

Технологічному критерію керування (7) при оцінюванні та ідентифікації ОК в функціоналі (1) відповідає вираз

$$Q_{zIO} = \left\| g_{vux}[k] - \hat{g}_{vux}[k] \right\|, \quad (11)$$

а при синтезі оптимального керування –

$$Q_{zK} = \left\| g_{vux}[k+n] - g_{vux}^{zad}[k+n] \right\|. \quad (12)$$

Перехід від моделі ОК (2) і (8) до моделі з лінійно вхідним керуванням (4) виконаємо шляхом використання швидкості керуючої координати (зміни ширини розвантажувальної щілини дробарки на поточний такт керування):

$$g^*[k] = g[k] - g[k-1]. \quad (13)$$

При цьому модель (8) набуває розширеного вигляду:

$$\begin{bmatrix} g_{вух}[k+n] \\ g[k] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_g \\ g[k-1] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ I \end{bmatrix} \cdot g^*[k], \quad (14)$$

$$\mathbf{g}[k+n] = \mathbf{f} + \mathbf{y} \cdot g^*[k], \quad (15)$$

де I – одинична матриця; $\mathbf{g}[k+n] = \{g_{вух}[k+n], g[k]\}^T$; $\mathbf{f} = \{\Phi_g, g[k-1]\}^T$; $\mathbf{y} = \{0, I\}^T$.

Відповідно до виразу (1) ФУР із квадратичними функціями витрат на керування для процесу ККД приймає такий вигляд:

$$J_2 = E\{V_3(\mathbf{g}[k_{j+1}]) + \sum_{k=k_j+n}^{k_{j+1}-1} Q_3(\mathbf{g}[k], g_{вух}^{зад}[k]) + K^{-1} \cdot \sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-n-1} \{(g^*[k])^2 + (g_{opt}^*[k])^2\}\}. \quad (16)$$

Тоді задача синтезу оптимального керування полягає в знаходженні:

$$\min_{g^* \in S} J_2 \Rightarrow g^*_{opt} \quad (17)$$

при обмеженнях $S : \{P \leq P_{max}; Q_{op} \geq Q_{op min}; g_{min} \leq g \leq g_{max}\} \subset S$.

Рівняння Беллмана з урахуванням (8), (13), (15) і (16) запишеться так:

$$V_i(\mathbf{g}[i+n]) = E\{Q_3(\mathbf{g}[k], g_{вух}^{зад}[k]) + V_{i+1}\{\mathbf{f} + \mathbf{y} \cdot g^*_{opt}[i]\} - \frac{\partial V_{i+1}^T}{\partial g[i+1]} \cdot g^*_{opt}[i]\}; \quad i = k_{j+1} - n - 1, k_{j+1} - n - 2, \dots, k_j, \quad (18)$$

а рівняння (6) –

$$g^*_{opt}[i] = -K \cdot \frac{\partial V_{i+1}}{\partial g[i+1]}. \quad (19)$$

Структура алгоритму роботи АОСАК ККД за ФУР з прогнозуючою моделлю наведена на рис. 2.

Цей алгоритм складається з таких етапів:

1) оцінка поточного стану ОК в моменти початку чергового циклу керування (k_j) згідно з (9);

2) ідентифікація структури F_g та параметрів a моделі ОК (8), наприклад, у вигляді НМ (10);

3) прогнозування вільного руху ОК за моделлю (8) (в розширеному вигляді (13)–(15)) на заданому інтервалі $[k_j + n, k_{j+1} - 1]$ оптимізації керування;

4) обчислення градієнта цільової функції $V_{i+1}(\hat{g}[i+n+1])$ для поточного стану ОК і формування сигналу оптимального керування згідно з (19).

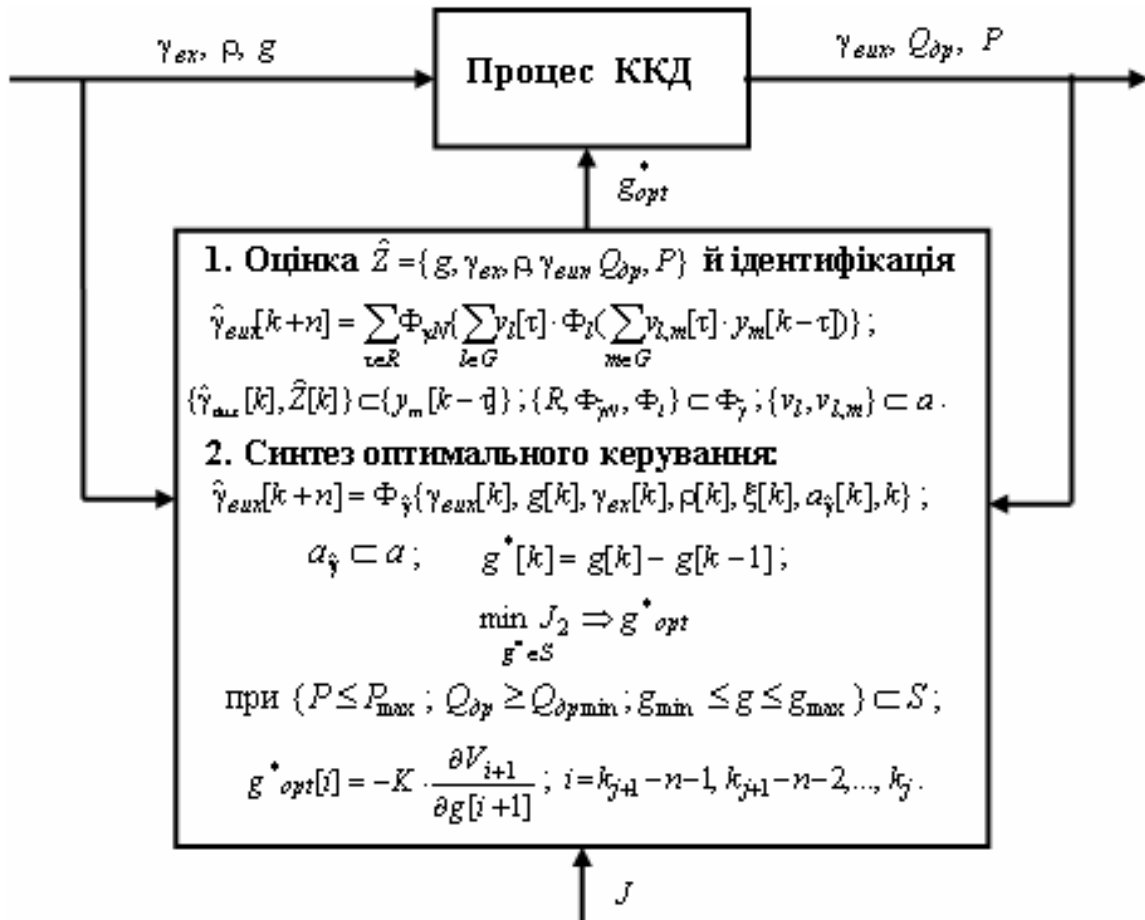


Рис. 2. Структура алгоритму роботи АОСАК процесом ККД за ФУР із прогнозуючою моделлю

Моделювання

Оцінка ефективності АОСАК процесом ККД виконувалася шляхом її імітаційного моделювання у середовищі Matlab.

Як характеристика g_{ex} використовувалася середньозважена крупність d_{ex} , а як g_{euk} – вміст класу +100 мм g_{+100} . Якість вхідної руди (крупність d_{ex} і міцність r) моделювалася генераторами збурювань із кореляційними функціями і статистичними характеристиками, визначеними за експериментальними послідовностями, а процес ККД моделювався нелінійним кінцево-різницеvim рівнянням [11]. Похибки виміру якості вхідної руди приймалися на рівні 10%, а нестационарність ОК складала 20% від номінальних значень його параметрів.

В АОСАК для прогнозування ОК використовувалася модель (Model) у

вигляді каскадної НМ прямого поширення з логістичною функцією активації прихованого шару і лінійною функцією у вихідному шарі.

З особливостей процесу ККД глибина прогнозу $n = 3$ такти, а глибина пам'яті по різних входах дорівнює від 1 до 4 тактів. Діапазони значень змінних були занормовані в сигнали з рівнем 0–1. При цьому значення ширини розвантажувальної щілини дробарки g (Control) обмежувалися значеннями $g_{\min} = 160$ мм і $g_{\max} = 240$ мм. Як завдання (Set-point) використовувалася ступенева функція Хевісайда зі значеннями $g_{+100}^{zad} = \{50; 54; 58\%$ }, а мірами точності були середньоквадратичні похибки \bar{e} і \bar{e} зі змістом (11), (12).

Результати моделювання роботи АОСАК процесом ККД у керованому (KKDwC) і некерованому (KKDnC) режимах наведені на рис. 3.

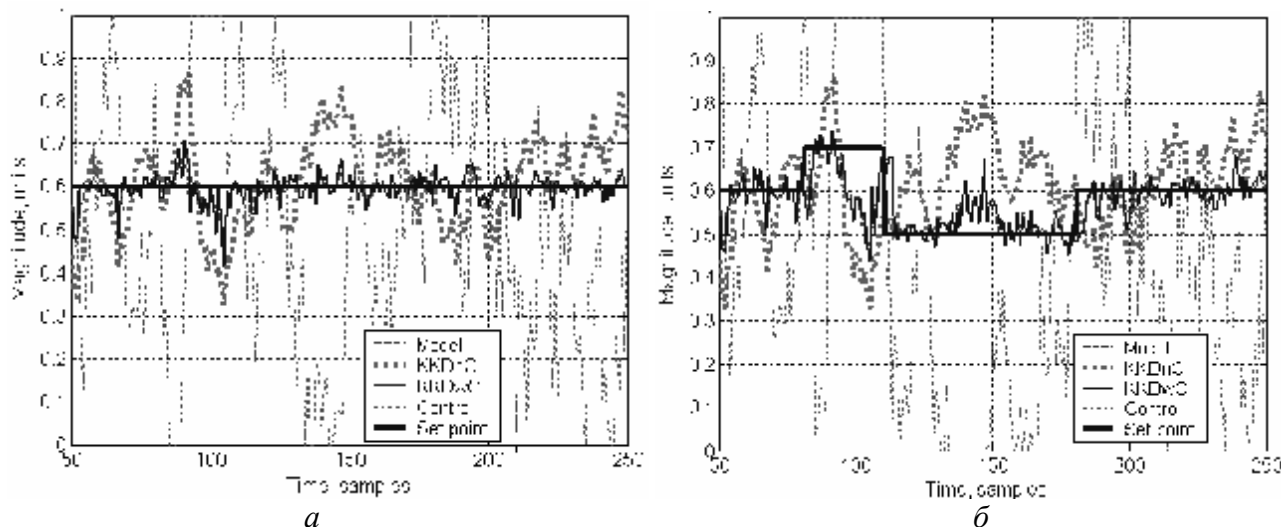


Рис. 3. Результати оптимального керування процесом ККД з постійним (а) та змінним (б) завданням

Значення похибок для режиму $g_{+100}^{zad} = const(54\%)$ (див. рис. 3,а) склали $\bar{e}_{KKDwC} = 0,042$ і $\bar{e}_{KKDnC} = 0,108$, а для режиму $g_{+100}^{zad} = var$ (див. рис. 3,б) – $\bar{e}_{KKDwC} = 0,060$ і $\bar{e}_{KKDnC} = 0,143$, що визначає зниження середньоквадратичної похибки у керованому режимі в $\sim 2,5$ раза. При цьому похибка прогнозуючої моделі $\bar{e}_{Model} = 0,024$. Підвищення точності керування процесом ККД дозволяє згідно з роботою [12] підвищити продуктивність по вхідній руді млинів самоподрібнення типу ММС 70x23 на 5,5 т/год або на 4,5 % (що суттєво краще, ніж у відомих системах оптимізації, де похибка керування зменшилася в 1,2 раза, а продуктивність зросла 1,5 т/год [13]).

Висновки

Розроблено адаптивні оптимальні САК, які забезпечують ефективне керування складними ОК зі збурюваним середовищем функціонування шляхом реалізації принципу мінімуму узагальненої роботи, що містить регуляризацію рішень за допомогою додавання в класичний функціонал витрат на оптимальне

керування, яке спрощує розв'язання і зводить його до відшукування мінімуму функціонала на ковзному циклі керування із залученням у реальному масштабі часу інформації про стан ОК до нового циклу керування і його майбутнього стану по інтелектуальній прогнозуючій моделі ОК.

Для нелінійного процесу ККД запропоновані АОСАК забезпечують у 2,5 раза зниження похибки керування та на 4,5 % підвищення продуктивності наступного (у технологічній лінії) процесу самоподрібнення.

Подальші дослідження мають бути спрямовані на розробку технічної реалізації адаптивних оптимальних систем керування процесами рудопідготовки.

Список літератури

1. Марюта А.Н., Качан Ю.Г., Бунько В.А. Автоматическое управление технологическими процессами обогатительных фабрик. – М.: Недра, 1983. – 277 с.
2. Качан Ю.Г. Выбор критерия управления циклами дробления горно-обогатительных комбинатов по переработке магнетитовых кварцитов // Обогащение полезных ископаемых: Респ. межвед. науч.-техн. сб. – 1984. – Вып. 34. – С. 14–16.
3. Линч А.Дж. Циклы дробления и измельчения. Моделирование, оптимизация, проектирование и управление. – М.: Недра, 1981. – 343 с.
4. Корнієнко В.І. Проблеми синтезу і реалізації оптимального керування технологічними процесами рудопідготовки// Наук. вісн. Національного гірни. ун-ту. – 2008. – № 1. – С. 73–76
5. Ивахненко А.Г. Непрерывность и дискретность. – К.: Наук. думка, 1990. – 224 с.
6. Справочник по теории автоматического управления / Под ред. А.А. Красовского. – М.: Наука, 1987. – 712 с.
7. Буков В.Н. Адаптивные прогнозирующие системы управления полетом. – М.: Наука, 1987. – 232 с.
8. Красовский А.А., Буков В.Н., Шендрик В.С. Универсальные алгоритмы оптимального управления непрерывными процессами. – М.: Наука, 1977. – 272 с.
9. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. – М.: Физматлит, 2001. – 224 с.
10. Корнієнко В.І., Герасіна О.В. Методика ідентифікації нелінійних процесів рудопідготовки // Гірн. електромеханіка та автоматика: Наук.-техн. зб. – 2009. – Вип. 82. – С. 77–85.
11. 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.
12. Семунькин М.Б. Влияние кусковатости руды на производительность мельниц самоизмельчения // В кн.: Комплексное развитие КМА. – Губкин: НИИКМА им. Л.Д.Шевякова, 1978. – Вып. 2. – С. 84–90.
13. Качан Ю.Г., Корниенко В.И. Вычислительные исследования алгоритма оптимизации процесса крупнокускового дробления // Горн. электромеханика и автоматика: Респ. межвед. науч.-техн. сб. – 1988. – Вып. 53. – С. 48–53.