УДК 681.515: 519.7

***В.І. Корнієнко, канд. техн. наук, І.Г. Гуліна***
*(Україна, Дніпропетровськ, ДВНЗ "Національний гірничий університет")*

# МЕТОДОЛОГІЯ ПОБУДОВИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ПРОГНОЗУЮЧИХ СИСТЕМ ОПТИМАЛЬНОГО КЕРУВАННЯ НЕЛІНІЙНИМИ ТЕХНОЛОГІЧНИМИ ПРОЦЕСАМИ

## Вступ

Витрати на технологічні процеси доменного виробництва та рудопідготовки складають значну частину собівартості гірничо-металургійного комплексу. Тому актуальним є підвищення ефективності цих процесів шляхом створення систем автоматичного керування (САК) ними. Разом з цим, ці процеси з позицій керування являють собою складні динамічні об'єкти керування (ОК) з нестаціонарними параметрами, нелінійними залежностями і стохастичними змінними [1, 2].

## Стан питання

Провідна концепція сучасної теорії автоматичного керування полягає [3] у досягненні головної мети на кожному етапі функціонування системи, що забезпечується шляхом оптимізації ОК у реальному масштабі часу з використанням наявної апріорної інформації на етапах:

- оцінювання (фільтрації) динамічних процесів в ОК;
- ідентифікації структури і параметрів моделі ОК;
- синтезу оптимального керування циклами функціонування системи;
- адаптації (настроюванні оптимального керування за неповної інформації).

Труднощі розв’язання задач оптимізації керування нелінійними динамічними об’єктами шляхом мінімізації класичних функціоналів зумовили появу функціоналів нового типу – функціоналів узагальненої роботи (ФУР). Прикладом стохастичного ФУР з адитивними функціями витрат на керування і дискретним часом є [3]:

$$J = E\{V_з(x[k_{j+1}]) + \sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-1} Q_з(x[k],k) + \sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-1} U_з(u[k],k) + \sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-1} U_з{}^*(u_{opt}[k],k)\}, \quad (1)$$

де $E$ – математичне очікування; $V_з$ – термінальна функція кінцевого стану етапу керування (цільова функція); $Q_з$ – позитивно визначена функція; $U_з, U_з{}^*$ – позитивно визначені функції, що приймають мінімальне значення при $u = u_{opt}$; $x$, $u$ – вектори стану і керування; $u_{opt}$ – шукане оптимальне керування, що доставляє мінімум функціоналу; $k_j, k_{j+1}$ – початкові такти послідовних інтервалів (циклів) керування; $k$ – поточний такт часу.

Універсальним способом синтезу оптимального за ФУР керування є [4] використання прогнозуючої моделі ОК, що може бути представлена у вигляді:

$$Y_{[k+n]} = \Phi\{ Y_{[k]}, u_{[k]}, w_{[k]}, x_{[k]}, a, k \}, \quad (2)$$

де $\{ Y_{[k]}, w_{[k]} \} \subset x[k]$; $Y_{[k+n]}$ – прогнозований на $n$ тактів уперед вектор стану виходу ОК (для компенсації чистого запізнення і часу на синтез і реалізацію оптимального керування в системі); $Y_{[k]}, u_{[k]}, w_{[k]}$ – вектори (матриці) станів виходу, керувань і збурень; $a$ – вектор параметрів моделі; $\Phi$ – узагальнена функція (метод, алгоритм) структури моделі; $x_{[k]}$ – вектор помилок вимірів.

Наразі для складних, нелінійних ОК стрімко розвиваються інтелектуальні методи керування, що розглядають об’єкт, не як абсолютно відому точку в просторі ознак, а як деяку інформацію про неї. При такому підході намагаються відтворити принципи природних систем керування – нервових систем живих організмів, що реалізують універсальні принципи обробки емпіричної інформації і пошукові алгоритми адаптації [5].

Отже, актуальним напрямом у подальшому розвитку цієї теорії є розробка принципів побудови ефективних систем керування, що базуються на природних підставах, зокрема, на інтелектуальних прогнозуючих моделях.

**Мета статті**

Розробка й обґрунтування методології побудови алгоритмів оцінювання, ідентифікації, синтезу оптимального керування й адаптації для створення високоефективних систем автоматичного керування нелінійними технологічними процесами з інтелектуальним прогнозуванням.

**Інтелектуальна оцінка стану ОК**

Проблема оперативності контролю в рамках створення систем автоматизації може бути вирішена шляхом прогнозування (на необхідний інтервал випередження) значень технологічних змінних за їх отриманими у минулому значеннями, що здійснюється за допомогою прогнозуючих фільтрів (ПФ).

Сформулюємо задачу прогнозування значень технологічної змінної у загальному вигляді для дискретного часу:

$$Z^{*}_{[k+n]} = \Phi_Z\{ Z_{[k-m]}, j\,( Z_{[k]} ), V_{[k]}, a^{*}, k \}, \quad (3)$$

де $\{ Y_{[k]}, u_{[k]}, w_{[k]} \} \subset Z_{[k]}$; $Z^{*}_{[k+n]}$ – вектор прогнозованих значень технологічної змінної на інтервалі випередження $n$; $Z_{[k-m]}$ – вектор значень часового ряду параметра з глибиною пам'яті $m$; $Z_{[k]}$ – вектор значень передісторії параметра; $j$ – лінійно незалежні функції, що характеризують властивості часового ряду; $V_{[k]}$ – біла гауссова послідовність; $\Phi_Z$ – узагальнена функція перетворення (метод, алгоритм); $a^{*}$ – вектор параметрів.

Прогнозування може виконуватися, наприклад, за критерієм мінімуму похибки прогнозу:

$$e = \left\| Z^*{}_{[k+n]} - Z_{[k+n]} \right\| \to min \quad \text{при} \quad n = n_{зад}, \tag{4}$$

де $Z_{[k+n]}$ – реальні значення технологічної змінної; $n_{зад}$ – задане значення інтервалу випередження.

Розв’язання задачі прогнозування (знаходження узагальненої функції $\Phi_Z$ і параметрів $a^*$) полягає в інтерполяції часового ряду (за допомогою апроксимуючих функцій) і екстраполяції значень ряду на майбутнє за його попередніми значеннями відповідно до характеристичних функцій $j(Z_{[k]})$ з метою забезпечення вибраного критерію ефективності.

Розглянемо процес синтезу ПФ з використанням методів штучного інтелекту. Фільтри, синтезовані за принципом самоорганізації, відтворюють схему масової селекції і реалізують алгоритми методу групового урахування аргументів (МГУА) [6]. Вони мають генератори комбінацій, що ускладнюються від ряду до ряду, і граничні пристрої відбору кращих з них. Повний опис подається у вигляді рядів часткових описів. Часовий ряд апроксимується, наприклад, поліноміальними частковими описами, які при представленні значень часового ряду $Z_{[k]}$ у вигляді окремих змінних являють собою кінцево-різницеві рівняння.

Іншим підходом для створення ПФ є використання нейронних мереж, більшість моделей яких вимагають навчання, що являє собою задачу багатовимірної оптимізації. Для її розв’язання використовується декілька алгоритмів [7].

Розвитком нейромережевих технологій є гібридні нейромережеві ПФ з нечіткою логікою, що являють собою нейронні мережі з чіткими сигналами, вагами та активаційною функцією, але з їх об'єднанням шляхом використання нечітких множень, додавань чи інших операцій [7].

За приклад, оцінимо ефективність ПФ таких технологічних змінних доменного виробництва, як рівень розплаву домни та вміст кремнію у чавуні за їх часовими реалізаціями, отриманими в умовах металургійного комбінату «Азовсталь».

Для кожної технологічної змінної за допомогою стандартних програмних засобів були розраховані наступні ПФ:

1) лінійний адаптивний ПФ, рекурсивний з ковзним згладжуванням;
2) нейромережевий ПФ на основі вейвлету (нейронної мережі із функцією активації у вигляді вейвлету);
3) гібридний ПФ у вигляді адаптивної нейронної системи нечіткого висновку структури Сугено й дзвіноподібною функцією належності.

Результати розрахунку похибок прогнозу $\varepsilon$ (4), нормованих за діапазонами відповідних змінних, показали, що інтелектуальні ПФ мають меншу похибку прогнозування (на 10 тактів вперед) технологічних змінних (0,072…0,205 від. од.), ніж лінійний ПФ (0,075…0,344 від. од.), і не вимагають значних витрат часу на дослідження прогнозованих процесів.

**Ідентифікація ОК у класі інтелектуальних прогнозуючих моделей**

Сформулюємо задачу ідентифікації ОК у такий спосіб. На основі експериментально отриманих множин функцій (часових рядів) збурень $w_{[k]}$, керувань $u_{[k]}$ і виходів $Y_{[k]}$ в умовах завад $x_{[k]}$ визначити структуру (узагальнену функцію $\Phi$) і вектор параметрів $a$ моделі (2), що досить точно (у сенсі деякого критерію) апроксимують ОК відносно вхідних і вихідних величин усного функціонального простору.

Як міру точності ідентифікації (критерію оптимізації оцінювання структури і параметрів моделі) можна прийняти критерій мінімуму похибки між експериментальними $Y^*_{[k+n]}$ й реальними значеннями вектора $Y_{[k+n]}$ виходу моделі (2)

$$e = \left\| Y^*_{[k+n]} - Y_{[k+n]} \right\| \to min \tag{5}$$

при дотриманні обмежень на значення функціонального простору.

Виконаємо ідентифікацію прогнозуючих моделей процесу крупнокускового дроблення за експериментальними даними. Збуреннями процесу є: середньозважена крупність і міцність вихідної руди, керуванням – ширина розвантажувальної щілини дробарки ККД-1500/180, а виходом – вміст класу +100 мм у дробленій руді.

За допомогою стандартних програмних засобів були розраховані такі прогнозуючі моделі:

1) модель самоорганізації за МГУА з багаторядною селекцією і комбінаторним перебором коваріаційних часткових описів;

2) нейромережеву модель на основі каскадної нейронної мережі із сигмоїдальною функцією активації;

3) гібридну модель структури Сугено із дзвіноподібною функцією належності.

Отримані значення відносної похибки склали: для моделі самоорганізації 6,5 %, нейромережевої моделі – 4,3 % і гібридної моделі з нечіткою логікою – 4,1 %.

**Синтез оптимального керування**

Основною перевагою методу синтезу оптимального керування за ФУР є можливість його ефективного використання для істотно нелінійних ОК. При цьому алгоритм синтезу оптимального керування з прогнозуючою моделлю включає такі операції:

1) оцінку поточного стану ОК у дискретні моменти часу, що відповідають початку чергового інтервалу формування керування $[k_j]$;

2) прогнозування вільного руху ОК на інтервалі оптимізації керування $[k_j, k_{j+1}]$;

3) обчислення градієнта зміни цільової функції $V(x[k], k)$ для поточного стану ОК;

4) формування сигналу керування $u_{opt}[k_{j+1}]$ .

Конкретні можливості й обчислювальні витрати залежать від вибраного варіанта алгоритму з прогнозуючою моделлю. Так, наприклад, алгоритм із чисельним диференціюванням полягає [3] в обчисленні цільової функції $V(x[k],k)$ на прогнозованому за допомогою моделі (2) русі ОК у прискореному часі з наступним чисельним диференціюванням цієї функції. На основі отриманих прогнозів обчислюють функцію вигляду

$$V(k_j)=V_з(x[k_{j+1}])+\sum_{k=k_j}^{k_j+r-1}Q_з(x[k],k);\quad \{Y_{[k_j]},w_{[k_j]}\}\subset x[k_j] \qquad (6)$$

і шляхом їх чисельного диференціювання визначають оптимальне керування:

$$u_{k_{j+1}}=u_{opt}(k_{j+1})=-K\{\partial V(k_j)/\partial x[k_j]\}^T, \qquad (7)$$

де $K$ – позитивно визначена матриця заданих коефіцієнтів.

В алгоритмі із синхронним детектуванням варіацію початкових умов і прогнозування за моделлю (2) замінюють швидкозмінними варіаціями ортогональних функцій Волша $dx[k]$ в процесі прогнозування з обробкою сигналів за принципом синхронного детектування [3], що значно скорочує кількість обчислень.

Чисельне інтегрування моделі (2) здійснюється при штучно малих збуреннях кожного компонента стану за допомогою своїх кодових груп Волша. Множення на ті самі кодові групи компонентів прогнозованого вільного руху $(du/dt=0)$ та усереднення забезпечує визначення головної частини функціонала (6) на прогнозованому русі і формування вектора оптимального керування (7) на черговий інтервал оптимізації.

**Адаптація в інтелектуальних системах оптимального керування**

Нестаціонарність і стохастичність ОК, а також відсутність повної інформації щодо режимів його роботи потребують використання в системах керування складними технологічними процесами алгоритмів адаптації моделей і законів керування до реальних умов функціонування.

Структура адаптивних оптимальних САК визначається принципом (теоремою) поділу [3, 4]. Відповідно до нього такі системи складаються з оптимальної підсистеми оцінювання й ідентифікації та підсистеми оптимального керування, побудованої для умов точного виміру вектора стану і вектора параметрів, але при використанні оцінки цих величин (вихідних сигналів підсистеми оцінювання й ідентифікації).

В адаптивній системі керування з прогнозуючою моделлю на кожному циклі керування послідовно вирішуються дві оптимізаційні задачі:

1) визначення оптимальних (у сенсі вибраного критерію оцінки й ідентифікації) коефіцієнтів $a$ і структури $Ф$ моделі (2);

2) синтез оптимального керування (у сенсі вибраного функціонала керування) за адаптованою моделлю (2).

При цьому оптимальне в сенсі ФУР (1) керування стохастичним процесом (2) в умовах некорельованості цільової функції і похибок оцінки ($\langle V_3 \cdot x_{[k]} \rangle \approx 0$) може бути приблизно отримане [3] як оптимальне керування детермінованим процесом з точним виміром вектора стану $x[k]$ шляхом заміни його дійсного значення на оцінку $\hat{x}[k] = E_y\{x[k]\}$. Отримані таким шляхом наближені рішення тим точніші, чим вище точність оцінювання, тобто чим менше $\|x[k] - \hat{x}[k]\|$.

Адаптація є різновидом керування і полягає у цілеспрямованій зміні керуючих факторів системи для підтримки екстремуму заданого функціонала. У нашому випадку до множини керуючих факторів адаптації згідно з (1) і (2) слід віднести:

1) при параметричній адаптації

$$A_p = \{a, u_{opt}\}; \tag{8}$$

2) при структурно-параметричній адаптації

$$A_s = \{a, \Phi, u_{opt}\}. \tag{9}$$

Для алгоритмів параметричної адаптації вектора параметрів $a$ моделі (2) (оцінка й ідентифікація) і оптимального керування $u_{opt}$ за цією моделлю в сенсі мінімуму прийнятого функціонала широко використовують градієнтні алгоритми [3]. Їх ідея полягає в тому, що швидкість зміни параметрів, які адаптують, пропорційна градієнта головної частини вибраного функціонала у просторі цих параметрів:

$$\hat{a}[k_{j+1}] = \hat{a}[k_j] - K_1 \cdot \nabla_{\hat{a}} Q_3\{Y_{[k_j]}, \hat{Y}_{[k_j]}, k\}, \tag{10}$$

де $\hat{a}[k_{j+1}]$ – оцінка вектора параметрів, що адаптують, на новий інтервал керування; $\nabla_{\hat{a}} = (\partial / \partial \hat{a})^T$ – символ градієнта; $K_1$ – задана матриця коефіцієнтів.

При реалізації параметричної адаптації моделі (2) згідно з (10), оптимальне в змісті ФУР (1) керування за прогнозуючою моделлю (2) визначається як

$$u_{opt}[k_{j+1}] = -K_2 \cdot \partial / \partial \hat{x}[k_j] \{V_3(\hat{x}[k_{j+1}]) + \sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-1} Q_3(\hat{x}[k], k)\}^T, \tag{11}$$

де $\{\hat{Y}_{[k_j]}, \hat{w}_{[k_j]}\} \subset \hat{x}[k_j]$; $K_2$ – задана матриця коефіцієнтів.

Для чисельного диференціювання головної частини функціонала у виразах (10), (11) найбільш ефективними є алгоритми синхронного детектування й $p$ -алгоритми, що викладені, наприклад, у роботі [3].

До переваг розглянутих градієнтних алгоритмів відносять простоту і швидкодію, а до недоліків – високу ймовірність зависання в локальних екстремумах при полімодальних функціоналах.

Наефективнішим методом розв’язання оптимізаційних задач при адаптації структури і параметрів системи керування є пошукові [5, 8]. У них процес пошуку складається з повторюваних етапів, кожний з яких являє собою перехід від одного рішення до іншого (кращого), що й утворює при мінімізації функціонала процедуру послідовного поліпшення рішень (9):

$$J[A_S(N+1)] < J[A_S(N)]. \qquad (12)$$

Прикладами реалізації пошукових методів є алгоритми прямого випадкового пошуку, генетичні алгоритми та алгоритми імітації відпалу [9].

Як приклад, розглянемо параметричну адаптацію прогнозуючої моделі процесу крупнокускового дроблення, що раніше ідентифікована нами за принципом самоорганізації.

За допомогою програмних засобів була виконана адаптація коефіцієнтів цієї моделі:

1) симплексним методом ковзного допуску з обмеженнями;
2) генетичним алгоритмом з одноточковим схрещенням, селективним вибором батьків та формуванням нової популяції із витисненням;
3) методом прямого випадкового пошуку з адаптацією (прискорювачем) кроку пошуку.

Кількість ітерацій (для ГА – поколінь) обмежувалася до 150, а розмір простору пошуку (популяції) – до 20. Як міру точності адаптації використовували критерій мінімуму відносної похибки.

Отримані значення відносної похибки моделі склали: для методу ковзного допуску 6,5 %, генетичного алгоритму – 5,4 % і методу прямого випадкового пошуку – 5,2 %. Статистична перевірка за непараметричним критерієм знаків показала, що для рівня значущості 0,05 прогнозуючі моделі з коефіцієнтами, які адаптовані трьома наведеними методами, адекватні динаміці реального процесу.

**Висновки**

Виконані дослідження обґрунтовують запропонований підхід щодо побудови САК зі складними технологічними процесами на базі інтелектуального прогнозування. Такий підхід дозволяє значно знизити вартість побудови та підвищити ефективність цих систем, оскільки не потребує розробки точних моделей ОК на етапі проектування. Синтез керування здійснюється за інтелектуальними прогнозуючими моделями, які адаптують у процесі функціонування САК.

Результати розрахунків, що виконані із застосуванням пакетів прикладних програм синтезу інтелектуальних прогнозуючих систем керування, підтвердили ефективність запропонованого підходу.

Разом з цим, оскільки вибір алгоритмів адаптації повинен здійснюватися виходячи з властивостей вибраного функціонала, то подальші дослідження мають бути спрямовані на визначення особливостей гіперповерхні функціоналів керування конкретних технологічних процесів.

**Список літератури**


1. Каганов В.Ю. Автоматизация управления металлургическими процессами / В.Ю. Каганов, О.М. Блинов, А.М. Беленький. – М.: Металлургия, 1974. – 416 с.
2. Марюта А.Н. Автоматическое управление технологическими процессами обогатительных фабрик / А.Н. Марюта, Ю.Г. Качан, В.А. Бунько. – М.: Недра, 1983. – 277 с.
3. Справочник по теории автоматического управления / Под ред. А.А. Красовского. – М.: Наука, 1987. – 712 с.
4. Красовский А.А. Универсальные алгоритмы оптимального управления непрерывными процессами / А.А. Красовский, В.Н. Буков, В.С. Шендрик. – М.: Наука, 1977. – 272 с.
5. Holland J.H. Adaptation in natural and artificial systems. An introductory analysis with application to biology, control and artificial intelligence / J.H. Holland. – London: Bradford book edition, 1994. – 211 p.
6. Справочник по типовым программам моделирования / под ред. А.Г. Ивахненко. – К.: Техніка, 1980. – 184 с.
7. Дьяконов В. Математические пакеты расширения Matlab. Специальный справочник / В. Дьяконов, В. Круглов. – С.Пб.: Солон, 1998. – 488 с.
8. Растригин Л.А. Адаптация сложных систем / Л.А. Растригин. – Рига: Зинатне, 1981. – 375 с.
9. Nelles O. Nonlinear System Identification: From Classical Approaches to Neural and Fuzzy Models / O. Nelles. – Berlin: Springer, 2001. – 785 p.