

Лекція 6. Адаптивна ідентифікація параметрів пристроїв та систем управління і об'єктів управління

6.1 Теоретичні відомості

Однією із складових частин процесу моделювання ОУ є його ідентифікація. У загальному випадку ідентифікація динамічних об'єктів полягає у визначенні їхньої структури і параметрів по даним, що спостерігаються, тобто по вхідному впливу і вихідній величині ОУ. Ця задача виникає при створенні адаптивних систем, тобто таких, у яких на основі ідентифікації ОУ виробляються оптимальні управляючі дії. До різноманітних варіантів задачі ідентифікації приводять статистичні методи опрацювання інформації в різноманітних областях науки і техніки.

Адаптивна ідентифікація здійснюється за допомогою моделі відповідної структури, параметри якої в процесі ідентифікації змінюються таким чином, щоб із найменшою похибкою відображати параметри ОУ. Функціональна схема процесу адаптивної ідентифікації наведена на рис. 6.1.

Різниця вихідних величин ОУ і моделі утворює нев'язку

$$\varepsilon(z(n), c) = y(n) - \hat{y}(n), \quad (6.1)$$

де $z(n)$ - значення входу і виходу ОУ, отримані в результаті спостережень; c - вектор параметрів моделі, що настроюється.

Будемо вважати, що ОУ стаціонарний, тобто його параметри не залежать від часу.

Якість адаптивної ідентифікації (ступінь наближення моделі до ОУ в процесі її налаштування) оцінюється по середніх втратах

$$J(c) = M\{F[\varepsilon(z(n), c)]\}, \quad (6.2)$$

де $M\{\cdot\}$ - математичне очікування;

$F[\cdot]$ - функція втрат (ступінь небажаності нев'язки).

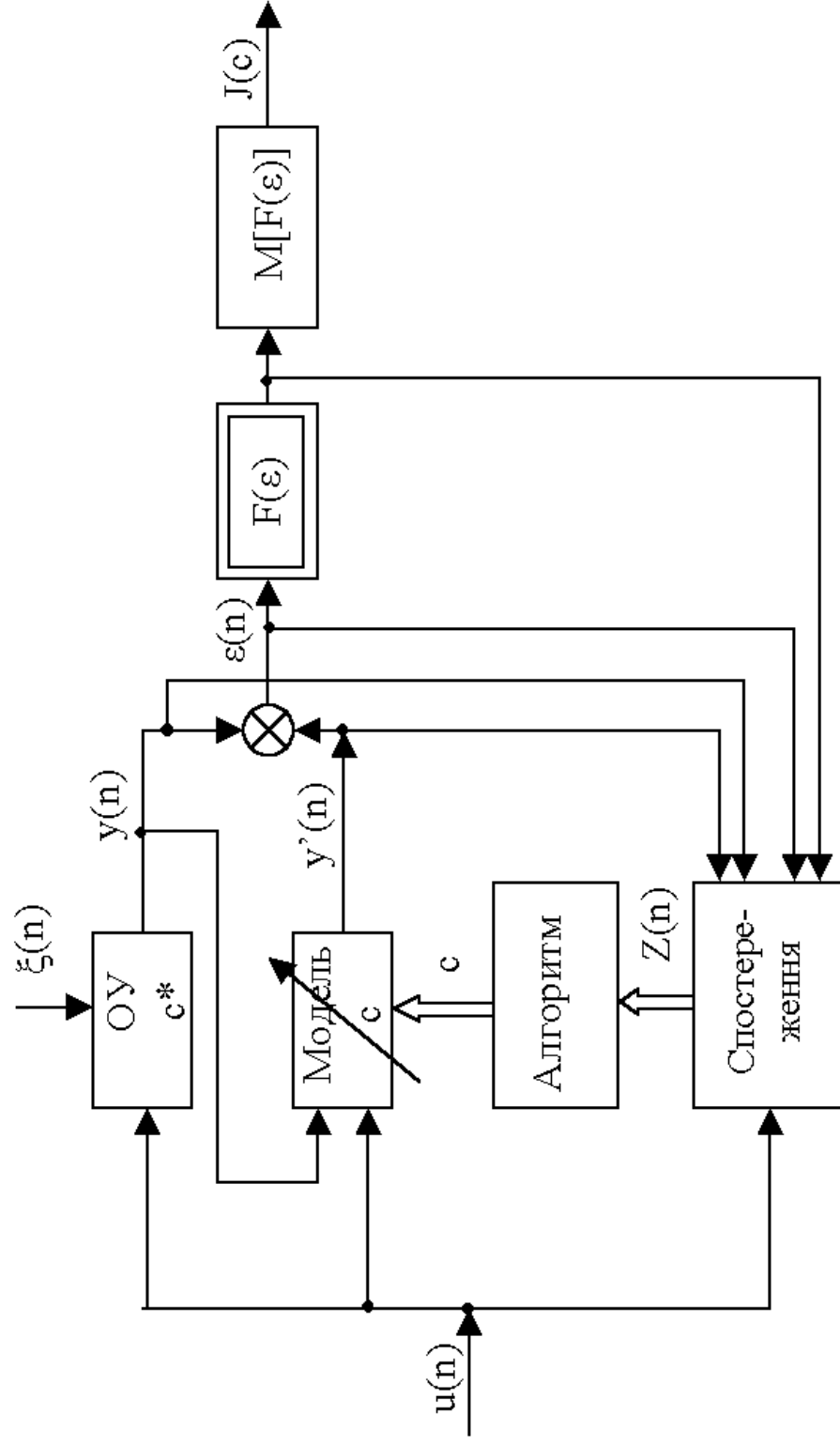


Рис. 4.1

Функція втрат може обчислюватися по різним формулам.

Найчастіше використовують:

– порогову функцію втрат (рис. 6.2, а)

$$F(\varepsilon) = \begin{cases} 1 & |\varepsilon| \geq \varepsilon_0, \\ 0 & |\varepsilon| < \varepsilon_0, \end{cases}$$

– лінійну функцію втрат (рис. 6.2, б)

$$F(\varepsilon) = |\varepsilon|,$$

– квадратичну функцію втрат (рис. 6.2, в)

$$F(\varepsilon) = \varepsilon^2.$$

В лабораторній роботі використовується квадратична функція втрат, тобто втрати пропорційні квадрату нев'язки:

$$F[\varepsilon] = \varepsilon^2(z(n), c). \quad (6.3)$$

Алгоритм ідентифікації полягає в тому, що на основі доступних для спостереження значень вхідних і вихідних величин змінюють параметри моделі, що настраюється, так, щоб із ростом числа кроків настроювання моделі середні втрати $J(c)$ досягали мінімального значення.

Таким чином, для рішення задач ідентифікації необхідно:

- визначити клас ОУ, що досліджуються;
- на основі відомостей про ОУ сформулювати модель, що настраюється (визначити її структуру);
- вибрати критерій якості ідентифікації (по середньому квадрату втрат);
- побудувати алгоритм ідентифікації.

Рівняння лінійного динамічного ОУ з двома входами (рис. 6.3) представляється у вигляді лінійного різницевого рівняння

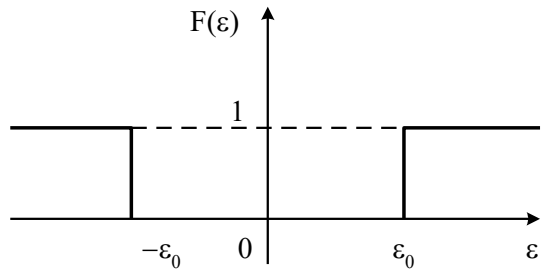
$$\begin{aligned} y(n) + \sum_{m=1}^N a_m^* y(n-m) &= \sum_{m=0}^N b_m^* u(n-m) + \\ &+ \sum_{m=1}^N d_m^* [\xi(n-m) - (n-m)], \end{aligned} \quad (6.4)$$

де $y(n)$ - вихід ОУ;

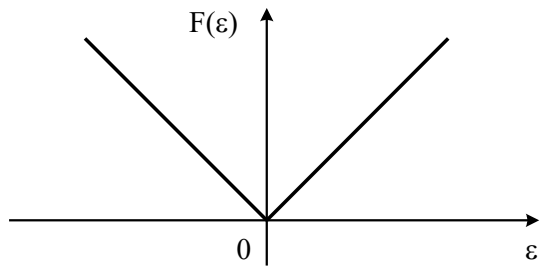
$n = 0, 1, 2, \dots$ - дискретний час;

$u(n)$ - вхідний вплив;

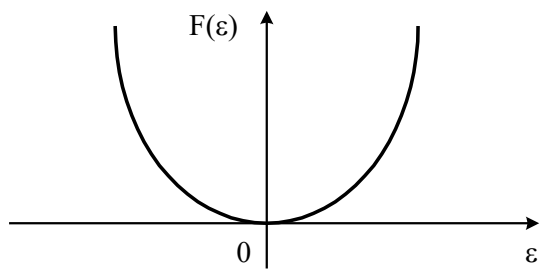
$\xi(n)$ - збурююча дія (завада).



а)



б)



в)

Рис. 6.2

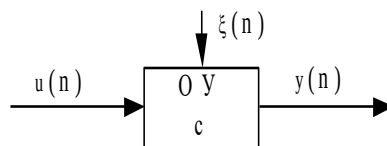


Рис. 6.3

Оптимальною моделлю, що настраюється, будемо вважати таку модель, для якої $M\{\varepsilon^2(n)\}$ досягає мінімально можливого значення при певних значеннях її параметрів.

Для ОУ з рівнянням (6.4) рівняння оптимальної моделі має вигляд

$$\begin{aligned} \hat{y}(n) = & -\sum_{m=1}^N a_m y(n-m) + \sum_{m=0}^N b_m u(n-m) + \\ & + \sum_{m=1}^N d_m [y(n-m) - \hat{y}(n-m)]. \end{aligned} \quad (6.5)$$

Введемо позначення вектора параметрів моделі

$$c = (a_1, \dots, a_n, b_1, \dots, b_n, d_1, \dots, d_n) \quad (6.6)$$

Оптимальне рішення задачі ідентифікації для даної моделі, що настроюється, позначимо

$$c^* = (a_1^*, \dots, a_n^*, b_1^*, \dots, b_n^*, d_1^*, \dots, d_n^*). \quad (6.7)$$

У відповідності з обраним критерієм якості ідентифікації (формула (6.2)) можна записати

$$J^*(c^*) = M\{\varepsilon^2(z(n), c^*)\} = \min_c. \quad (6.8)$$

Оптимальне рішення c^* можна знайти з критерію якості (6.8) за допомогою методу найменших квадратів, що призводить до рішення системи лінійних алгебраїчних рівнянь.

Умова, що визначає оптимальне рішення задачі ідентифікації ($c = c^*$), має вигляд

$$\nabla J(c) = M\{\nabla_c F[\varepsilon(z(n), c)]\} = 0, \quad (6.9)$$

де ∇J - градієнт середніх втрат;

$\nabla_c F$ - градієнт функції втрат,

$\nabla_c F = (\partial/\partial c_1, \dots, \partial/\partial c_N)$.

Векторне рівняння (6.9) еквівалентно системі нелінійних алгебраїчних рівнянь щодо компонент вектора c . У зв'язку з труднощами, що виникають при аналітичному рішенні рівняння (6.9), переходять до наближених методів. Це значить, що рівняння (6.9) заміняється різницеvim рівнянням, рішення якого $c(n)$ з плином часу прагне до оптимального рішення c^* .

Якщо градієнт середніх втрат $\nabla J(n)$ відомий (на основі попередніх спостережень за ОУ і моделлю, що настроюється), то алгоритм адаптації (ітеративний алгоритм) має вигляд

$$C(n) = c(n-1) - \Gamma(n) \nabla J(c(n-1)), \quad (6.10)$$

де $\Gamma(n)$ - матриця підсилення;

c_0 - початкова умова (звичайно вибирається довільно).

Блок-схема ітеративного алгоритму показана на рис. 6.4, де ЕЗ - елемент затримки.

Якщо градієнт середніх втрат невідомий (цілком невідома щільність розподілу завад і спостережень), то алгоритм ідентифікації (рекурентний алгоритм) має вигляд

$$C(n) = C(n-1) - \Gamma(n) \nabla_c F[E(\varepsilon(n), c(n-1))] \quad (6.11)$$

Блок-схема рекурентного алгоритму показана на рис. 6.5.

Практичну реалізацію алгоритмів, що відповідають формулам (6.10) і (6.11), доцільно здійснити на ЕОМ.

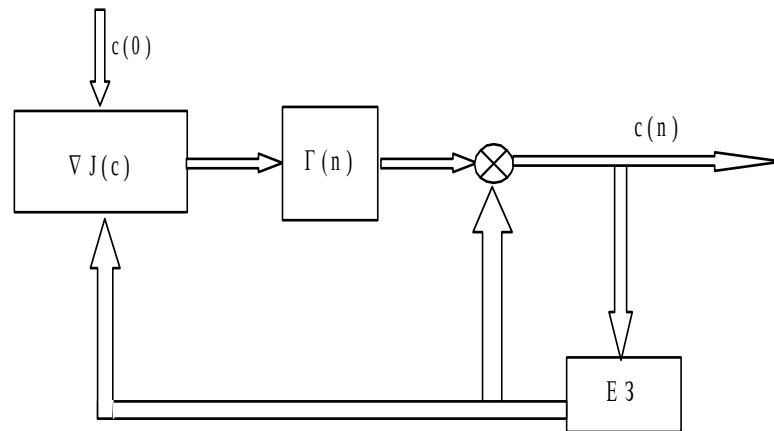


Рис. 6.4

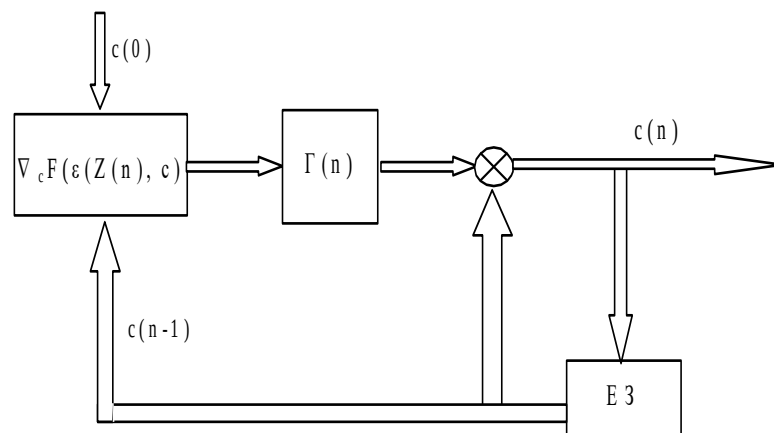


Рис. 6.5

6.2. Опис програми дослідження методів адаптивної ідентифікації

Алгоритм програми дослідження методів адаптивної ідентифікації наведений на рис. 6.6.

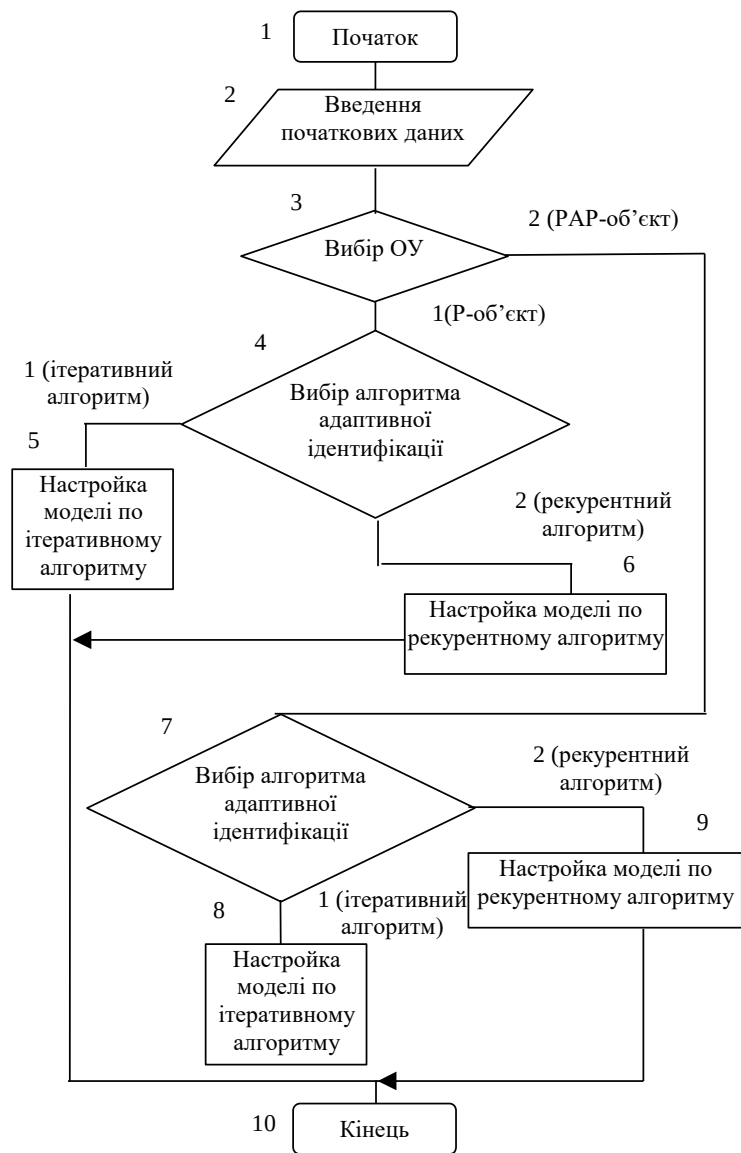


Рис. 6.6

У програмі досліджуються два методи адаптивної ідентифікації:
 – по ітеративному алгоритму, що описується формулою (6.10);
 – по рекурентному алгоритму, що описується формулою (6.11).

При дослідженні цих методів використовуються такі ОУ:
 – регресивний (Р - об'єкт)

$$y(n) = bu(n) + \xi(n); \quad (6.12)$$

– регресивно-авторегресивний (РАР - об'єкт)

$$y(n) = - ay(n-1) + bu(n) + \xi(n). \quad (6.13)$$

Відповідно до (6.5), тобто виходячи із загального рівняння оптимальної моделі, рівняння оптимальних моделей будуть мати такий вигляд:

– для Р - об'єкта

$$(6.14)$$

$$\hat{y}(n) = \tilde{b}u(n);$$

– для РАР - об'єкта

$$\hat{y}(n) = -\hat{a}(n-1) + \tilde{b}u(n). \quad (6.15)$$

Функція втрат

$$F[\varepsilon(n)] = \varepsilon^2(n) = (y(n) - \hat{y}(n))^2 \quad (6.16)$$

У даній лабораторній роботі використовуються такі вхідні впливи для ОУ і моделі:

– одиничний стрибок

$$u(n) = 1, n = 0, 1, \dots, N-1; \quad (6.11)$$

– цифровий шум, одержаний від генератора випадкових чисел;

– гармонічний сигнал

$$u(n) = A \sin(2\pi f n / N + \varphi_0), \quad (6.18)$$

де A - амплітуда сигналу;

f - частота сигналу;

φ_0 - початкова фаза;

$n = 0, 1, \dots, N-1$;

N - число дискретних відліків сигналу.

Розглянемо одержання виразу для обчислення коефіцієнтів оптимальної моделі Р - об'єкта для рекурентного методу.

Функція втрат буде мати вигляд (див. формули (6.12), (6.14), (6.16):

$$\varepsilon(n) = y(n) - \hat{y}(n) = bu(n) - \tilde{b}u(n) + \xi(n); \quad (6.19)$$

$$\begin{aligned} F[\varepsilon(n)] &= [\varepsilon^2(n)] = (bu(n) - \tilde{b}u(n) + \xi(n))^2 = \\ &= b^2u^2(n) - 2\tilde{b}bu^2(n) - 2\tilde{b}u(n) \cdot \xi(n) + \\ &+ b^2u^2(n) + 2bu(n) \cdot \xi(n) + \xi^2(n). \end{aligned} \quad (6.20)$$

Гradient функції втрат

$$\begin{aligned} \nabla_c F[\varepsilon(n)] &= \partial F[\varepsilon(n)] / \partial \hat{b} = 2bu^2(n) - 2\tilde{b}u^2(n) - \\ &- 2u(n) \cdot \xi(n) = 2u(n) \cdot (\tilde{b}u(n) - bu(n) - \xi(n)) = \\ &= -2u(n) \cdot (y(n) - \tilde{b}u(n)). \end{aligned} \quad (6.21)$$

Підставляючи результат із (6.21) у (6.11) і враховуючи, що вектор коефіцієнта моделі $c = (b)$, одержуємо вираз для визначення коефіцієнта b оптимальної моделі Р - об'єкта:

$$\tilde{b}(n) = \tilde{b}(n-1) + 2\gamma u(n) \cdot [y(n) - \tilde{b}(n-1) \cdot u(n)], \quad (6.22)$$

де γ - коефіцієнт підсилення.

Розглянемо РАР - об'єкт і його оптимальну модель. Вектор коефіцієнтів моделі $c = (\hat{a}, b)$.

Вираз для визначення коефіцієнтів оптимальної моделі має вигляд (для рекурентного методу):

$$\hat{a}(n) = \hat{a}(n-1) - 2\gamma_a y(n-1) \cdot [y(n) - (-\hat{a}(n-1) \times \times y(n-1) + \tilde{b}(n-1) \cdot u(n))] \quad (6.23)$$

$$\tilde{b}(n) = \tilde{b}(n-1) - 2\gamma_b y(n-1) \cdot [y(n) - (-\hat{a}(n-1) \times \times y(n-1) + \tilde{b}(n-1) \cdot u(n))] \quad (6.24)$$

де γ_a, γ_b - коефіцієнти підсилення.

Для ітеративного методу обчислення проводяться по тим же формулам (6.22) – (6.24), що і для рекурентного методу, але для одержання градієнту середніх втрат (формула (6.10)) проводиться обчислення функції втрат при фіксованих коефіцієнтах моделі для усього входного впливу (N дискретних відліків) із наступним визначенням середнього арифметичного значення функції втрат.

Початкові дані програми:

- ОУ, що досліджується;
- метод адаптивної ідентифікації, що досліджується;
- тип входного впливу;
- кількість відліків.

Вихідні дані програми:

- вихід ОУ;
- вихід оптимальної моделі;
- коефіцієнти оптимальної моделі в процесі настроювання.