

МЕТОДИ ТА ПРИЛАДИ КОНТРОЛЮ ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПАРАМЕТРІВ

УДК 681.142.2

СИНТЕЗ КОНТРОЛЕРА ЗА ДОПОМОГОЮ ФОРМУЛИ АККЕРМАНА З ВИКОРИСТАННЯМ МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ ЕТАЛОНА, ВИКОНАНОЇ НА БАЗІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

© Наконечний М.В., Наконечний Ю.М., 2006
Національний університет „Львівська політехніка”

Запропоновано алгоритм побудови математичної моделі еталона з бажаною перехідною характеристикою на основі динамічної нейронної мережі і розглянуто методику синтезу контролера за допомогою формули Аккермана

Розглянемо задачу побудови динамічної нейронної мережі для відтворення перехідної характеристики, яка задана у вигляді числової послідовності.

Припустимо, що для одержання бажаної перехідної характеристики використовується фізичний об'єкт або його математична модель у вигляді диференціального рівняння, в яке входять вхідні і вихідні величини та їх похідні за часом до n -го порядку включно. При цьому залежність вихідних величин від вхідних та похідних від вхідних і вихідних є однозначною. Будемо вважати, що аналітичне подання цього рівняння наперед невідоме, або відоме тільки в загальному вигляді.

Вищенаведені припущення щодо диференціального рівняння дозволяють його представити у загальному вигляді таким чином:

$$F(x, x', x'', \dots, x^{(n_x)}, Y, Y', Y'', \dots, Y^{(n_y)}) = 0, \quad (1)$$

де n_x – максимальний порядок похідних від входів;

n_y – максимальний порядок похідних від виходів;

$$x = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_{s^m} \end{pmatrix}, \quad x' = \begin{pmatrix} \frac{dx_1}{dt} \\ \frac{dx_2}{dt} \\ \dots \\ \frac{dx_{s^m}}{dt} \end{pmatrix}, \quad \dots, \quad x^{(n_x)} = \begin{pmatrix} \frac{d^{n_x} x_1}{dt^{n_x}} \\ \frac{d^{n_x} x_2}{dt^{n_x}} \\ \dots \\ \frac{d^{n_x} x_{s^m}}{dt^{n_x}} \end{pmatrix} -$$

вектор входів та його похідні;

$$y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_{s^m} \end{pmatrix}, \quad y' = \begin{pmatrix} \frac{dy_1}{dt} \\ \frac{dy_2}{dt} \\ \dots \\ \frac{dy_{s^m}}{dt} \end{pmatrix}, \quad \dots, \quad y^{(n_y)} = \begin{pmatrix} \frac{d^{n_y} y_1}{dt^{n_y}} \\ \frac{d^{n_y} y_2}{dt^{n_y}} \\ \dots \\ \frac{d^{n_y} y_{s^m}}{dt^{n_y}} \end{pmatrix} - \text{вектор}$$

виходів та його похідні.

Задача полягає у виборі архітектури динамічної нейронної мережі, яка могла б після закінчення процедури навчання з заданим ступенем точності відтворити динаміку процесу, який відповідає бажаній перехідній характеристиці. За основу можна взяти двошарову нейронну мережу, в якій шари розташовані послідовно один за одним.

Очевидно, що створювана нейронна мережа повинна забезпечити можливість розв'язування рівняння (1) і тому її архітектура визначається способом розв'язування цього рівняння з врахуванням його вигляду, або інших припущень щодо нього.

В рівняння (1) входять похідні за часом (до n -го порядку включно), тому повинен існувати механізм обчислення значень цих похідних на основі представлених наборів вхідних і вихідних сигналів. Для практичної реалізації такого механізму в створюваній нейронній мережі необхідно передбачити наявність ряду функціональних блоків, а саме:

блоку відтворення похідних (динамічна частина), в якому з використанням ліній затримок на входах нейронів першого шару відтворюється структура заданого рівняння;

блоку реалізації заданих рівнянням функціональних залежностей, за допомогою якого обчислюються вагові коефіцієнти мережі.

Розглянемо варіанти реалізації нейронних мереж для часткових випадків рівняння (1), при цьому там, де це можливо, сформулюємо не лише вимоги до архітектури мережі, але й способи вибору початкових значень її коефіцієнтів, якщо наперед відомі коефіцієнти рівняння.

Для випадку, коли вхідна і вихідна величини є одномірними, диференціальне рівняння (1) можна подати у вигляді:

$$a_{n_y} \frac{d^{n_y} y}{dt^{n_y}} + a_{n_y-1} \frac{d^{n_y-1} y}{dt^{n_y-1}} + \dots + a_1 \frac{dy}{dt} + a_0 y =$$

$$= b_{n_x} \frac{d^{n_x} x}{dt^{n_x}} + b_{n_x-1} \frac{d^{n_x-1} x}{dt^{n_x-1}} + \dots + b_1 \frac{dx}{dt} + b_0 x.$$
(2)

Оскільки значення вхідної і вихідної змінних відомі тільки через певні проміжки часу Δt , то похідні можна обчислювати лише за наближеними формулами. Наприклад, для деякого q -го відліку змінних x і y будемо мати:

$$\frac{dx_q}{dt} = \frac{x_q - x_{q-1}}{\Delta t};$$
(3)

$$\frac{d^n x_q}{dt^n} = \frac{x_q - C_n^1 x_{q-1} + C_n^2 x_{q-2} + \dots + C_n^m (-1)^m x_{q-m} + \dots}{(\Delta t)^n}$$

$$\dots + \frac{C_n^{n-1} (-1)^{n-1} x_{q-n+1} + (-1)^n x_{q-n}}{(\Delta t)^n};$$
(4)

$$\frac{dy_q}{dt} = \frac{y_q - y_{q-1}}{\Delta t};$$
(5)

$$\frac{d^n y_q}{dt^n} = \frac{y_q - C_n^1 y_{q-1} + C_n^2 y_{q-2} + \dots + C_n^m (-1)^m y_{q-m} + \dots + C_n^{n-1} (-1)^{n-1} y_{q-n+1} + (-1)^n y_{q-n}}{(\Delta t)^n}$$

$$\dots + \frac{C_n^{n-1} (-1)^{n-1} y_{q-n+1} + (-1)^n y_{q-n}}{(\Delta t)^n};$$
(6)

де
$$C_n^m = \frac{n!}{m!(n-m)!}.$$
(7)

Після підстановки співвідношень (3) - (7) у вираз (2), зведення подібних членів і ділення на коефіцієнт при змінній y_q одержимо рівняння:

$$y_q + \alpha_1 y_{q-1} + \alpha_2 y_{q-2} + \dots + \alpha_{n_y} y_{q-n_y} =$$

$$= \beta_0 x_q + \beta_1 x_{q-1} + \beta_2 x_{q-2} + \dots + \beta_{n_x} x_{q-n_x},$$
(8)

розв'язавши яке відносно y_q , будемо мати:

$$y_q = \beta_0 x_q + \beta_1 x_{q-1} + \beta_2 x_{q-2} + \dots + \beta_{n_x} \cdot$$

$$\cdot x_{q-n_x} - (\alpha_1 y_{q-1} + \alpha_2 y_{q-2} + \dots + \alpha_{n_y} y_{q-n_y}).$$
(9)

Рівняння (9) однозначно визначає архітектуру нейронної мережі на одному нейроні з лінійною функцією активації, яка може бути представлена у вигляді рекурентного цифрового фільтра, схема якого наведена на рис. 1.

З вищенаведених міркувань випливає, що в найпростішому випадку для відтворення лінійного диференціального рівняння зі сталими

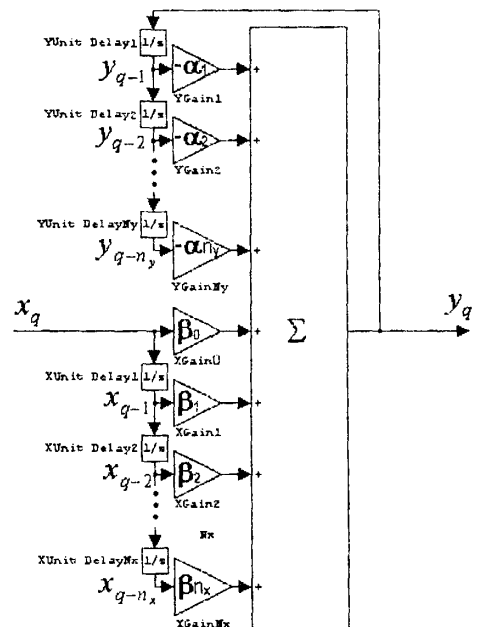


Рис. 1. Схема розв'язування різницевого рівняння (9)

коефіцієнтами (порядок вхідної змінної n_x , а вихідної n_y), нейронна мережа може бути реалізована у вигляді одного нейрона, на вхід якого подається поточне значення вхідної величини та не менше, ніж n_x її значень на попередніх відліках, а також не менше ніж n_y попередніх значень вихідної величини.

Розглянемо процедуру побудови нейронної мережі для випадку, коли диференціальне рівняння має вигляд:

$$\frac{d^2 y}{dt^2} + a_{E_1} \frac{dy}{dt} + a_{E_0} y = b_E x. \quad (10)$$

Модель розв'язування рівняння (10) в системі Simulink наведена на рис.2.

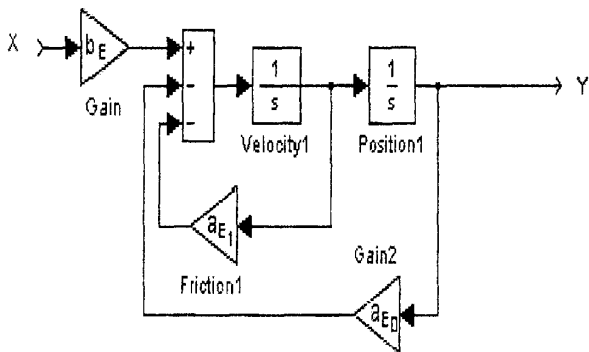


Рис.2. Модель для розв'язування рівняння (10)

Зведемо рівняння (10) до дискретної форми, застосовуючи для наближення співвідношення (3) – (7).

Для цього, представивши першу і другу похідні вихідної змінної у вигляді:

$$\frac{dy_q}{dt} = \frac{y_q - y_{q-1}}{\Delta t}, \quad (11)$$

$$\frac{d^2 y}{dt^2} = \frac{y_q - 2y_{q-1} + y_{q-2}}{\Delta t^2} \quad (12)$$

і здійснивши підстановку (11) і (12) в (10), одержимо вираз:

$$y_q - 2y_{q-1} + y_{q-2} + a_{E_1} \Delta t y_q - a_{E_1} \Delta t y_{q-1} + a_{E_0} \Delta t^2 y_q = b_E \Delta t^2 x_q. \quad (13)$$

Згрупувавши в (13) доданки при y_q , y_{q-1} , y_{q-2} і домноживши обидві частини отриманого

рівняння на $\frac{1}{a_{E_0} \Delta t^2 + a_{E_1} \Delta t + 1}$,

запишемо:

$$y_q = \frac{b_E \Delta t^2}{a_{E_0} \Delta t^2 + a_{E_1} \Delta t + 1} x_q + \frac{a_{E_1} \Delta t + 2}{a_{E_0} \Delta t^2 + a_{E_1} \Delta t + 1} y_{q-1} - \frac{1}{a_{E_0} \Delta t^2 + a_{E_1} \Delta t + 1} y_{q-2}, \quad (14)$$

а після введення позначень:

$$W_{11} = \frac{b_E \Delta t^2}{a_{E_0} \Delta t^2 + a_{E_1} \Delta t + 1}, \quad (15)$$

$$W_{12} = \frac{a_{E_1} \Delta t + 2}{a_{E_0} \Delta t^2 + a_{E_1} \Delta t + 1}, \quad (16)$$

$$W_{13} = -\frac{1}{a_{E_0} \Delta t^2 + a_{E_1} \Delta t + 1} \quad (17)$$

одержимо рівняння:

$$y_q = W_{11} x_q + W_{12} y_{q-1} + W_{13} y_{q-2}, \quad (18)$$

яке представляє собою рівняння нейронної мережі з лінійною функцією активації.

Схема нейронної мережі, яка відповідає рівнянню (18), наведена на рис.3.

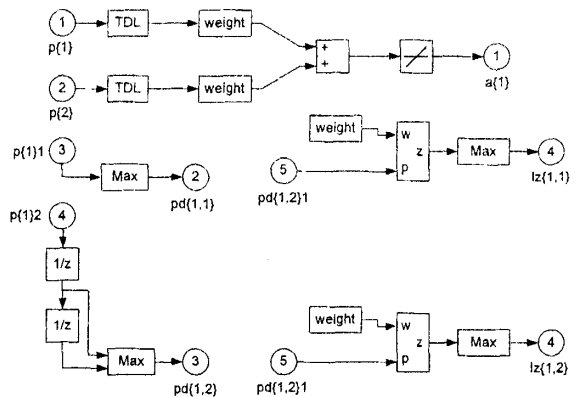


Рис.3.Схема нейронної мережі для розв'язування рівняння другого порядку (18)

Таким чином, якщо відомі значення коефіцієнтів диференціального рівняння, то перехід до відповідної йому нейронної мережі може здійснюватись з використанням співвідношень (3) – (7), що після проведення відповідних математичних перетворень дасть наближені значення коефіцієнтів, які можуть бути використані при побудові цифрового фільтра. Ці значення і будуть початковими коефіцієнтами для створюваної мережі.

Здатність нейронної мережі до навчання дозволяє на основі бажаної перехідної характеристики системи, яка задається у вигляді навчальної числової послідовності і

використовується як очікуваний сигнал, уточнити значення цих коефіцієнтів, або встановити значення невідомих коефіцієнтів після довільного вибору їх початкових значень.

Розв'язавши систему рівнянь (15) – (17) відносно невідомих змінних b_E , a_{E_0} і a_{E_1} , одержимо співвідношення:

$$b_E = -\frac{W_{11}}{W_{13}T^2}; \quad (19)$$

$$a_{E_0} = \frac{W_{12} + W_{13} - 1}{W_{13}T^2}; \quad (20)$$

$$a_{E_1} = -\frac{W_{12} + 2W_{13}}{W_{13}T}, \quad (21)$$

які забезпечують можливість обчислення коефіцієнтів лінійного диференціального рівняння, розв'язок якого при стрибкоподібній дії вхідної змінної відповідає бажаній перехідній характеристиці, що використовувалася у вигляді очікуваного сигналу при навчанні динамічної нейронної мережі.

Таким чином, задавши очікуваний сигнал для навчання нейронної мережі у вигляді бажаної перехідної характеристики системи і вибравши на основі інформації про об'єкт архітектуру відповідної лінійної динамічної нейронної мережі, можна в процесі її навчання визначити вагові коефіцієнти, на основі яких з використанням перетворень (19) – (21) обчислюються коефіцієнти лінійного диференціального рівняння, рішення якого відтворює бажану динаміку процесу в системі.

Наявність інформації про коефіцієнти лінійного диференціального рівняння, яке в нашому випадку може використовуватися у вигляді моделі еталона, передбачає можливість обчислення коренів відповідного йому характеристичного рівняння і тим самим визначення положення цих коренів на комплексній площині.

Якщо, виходячи з умов забезпечення заданої динаміки процесу в системі, корені її характеристичного рівняння повинні приймати значення $-\lambda_1, -\lambda_2$ то характеристичне рівняння для такої системи має вигляд:

$$F(S) = (S + \lambda_1)(S + \lambda_2) = S^2 + (\lambda_1 + \lambda_2)S + \lambda_1\lambda_2 = 0. \quad (22)$$

Задавши модель об'єкта передавальною функцією у вигляді

$$W(S) = \frac{X(S)}{U(S)} = \frac{1}{S^2 + a_1S + a_0} \quad (23)$$

і привівши її до канонічної форми керованості

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -a_0 & -a_1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \times u, \quad (24)$$

а також ввівши позначення

$$\dot{x} = \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix}; \quad A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -a_0 & -a_1 \end{bmatrix}; \quad x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}; \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (25)$$

представимо співвідношення (23) у вигляді

$$\dot{x} = Ax + Bu. \quad (26)$$

Тоді для нашого випадку формула Аккермана буде мати вигляд:

$$K = [0 \ 1][B \ AB]^{-1}[A^2 + (\lambda_1 + \lambda_2)A + \lambda_1\lambda_2I]. \quad (27)$$

Для обчислення коефіцієнтів K проведемо ряд перетворень.

Запишемо характеристичний поліном системи в матричній

(30)

Таким чином, формі, використавши коефіцієнти бажаного характеристичного рівняння (22):

$$\alpha_c(A) = A^2 + (\lambda_1 + \lambda_2)A + \lambda_1\lambda_2I = \begin{bmatrix} \lambda_1\lambda_2 - a_0 & \lambda_1 + \lambda_2 - a_1 \\ [a_1(\lambda_1 + \lambda_2)]a_0 & [a_1(\lambda_1 + \lambda_2)]a_1 - a_0\lambda_1\lambda_2 \end{bmatrix}, \quad (28)$$

де I – одинична матриця.

Визначивши матрицю:

$$[B \ AB]^{-1} = \begin{bmatrix} a_1 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (29)$$

і підставивши (28), (29) в (27), одержимо вираз для обчислення матриці коефіцієнтів K :

$$K = [0 \ 1] \begin{bmatrix} a_1 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \lambda_1\lambda_2 - a_0 & \lambda_1 + \lambda_2 - a_1 \\ [a_1(\lambda_1 + \lambda_2)]a_0 & [a_1(\lambda_1 + \lambda_2)]a_1 - a_0\lambda_1\lambda_2 \end{bmatrix} = [\lambda_1\lambda_2 - a_0 \quad \lambda_1 + \lambda_2 - a_1]. \quad (30)$$

вирази для обчислення коефіцієнтів K_1 і K_2 будуть такими:

$$K_1 = \lambda_1\lambda_2 - a_0; \quad (31)$$

$$K_2 = \lambda_1 + \lambda_2 - a_1. \quad (32)$$

Сумування коефіцієнтів K_1 і K_2 з відповідними значеннями коефіцієнтів a_1 і a_0 характеристичного рівняння об'єкта дозволяє провести корекцію системи у напрямі наближення її перехідної характеристики до перехідної характеристики еталона.

На практиці процедура визначення матриці коефіцієнтів K на основі бажаної перехідної характеристики з використанням динамічної нейронної мережі проводиться в два етапи.

На першому етапі, виходячи з особливостей побудови (структури) математичної моделі об'єкта створюється архітектура відповідної динамічної нейронної мережі і проводиться її навчання, де цільовою функцією є числова послідовність, яка відповідає бажаній перехідній характеристиці системи, а вхідний сигнал задається у вигляді числової послідовності, яка відтворює функцію стрибка.

На другому етапі, використовуючи значення вагових коефіцієнтів, які одержані в процесі навчання нейронної мережі, проводиться розрахунок коефіцієнтів математичної моделі еталона і коренів її характеристичного рівняння з наступним обчисленням коефіцієнтів матриці K .

На рис. 3 наведена структурна схема динамічної нейронної мережі, вагові коефіцієнти якої по завершенні процесу навчання використовувалися для обчислення коефіцієнтів математичної моделі еталона з бажаною перехідною характеристикою. Навчання мережі базувалося на ідентифікації динамічного об'єкта з використанням алгоритму Левенберга-Марквардта.

Мережа навчалася з використанням пакету Neural Network в режимі „офлайн”. Вхідний сигнал для навчання мережі задавався у вигляді числової послідовності, яка відповідала стрибкоподібній функції, а очікуваний вихідний сигнал був заданий послідовністю чисел, які відтворювали бажану перехідну характеристику системи.

Динаміка процесу навчання нейронної мережі у вигляді залежності цільової функції, заданої у вигляді

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (y_k - t_k)^2, \text{ від кількості циклів навчання}$$

наведена на рис.4.

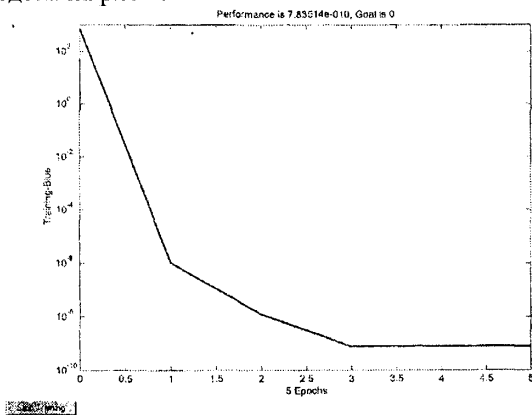


Рис. 4. Динаміка процесу навчання нейронної мережі

На рис.5 наведені математичні моделі еталона і скорегованого об'єкта керування.

На основі одержаних в процесі навчання нейронної мережі значень вагових коефіцієнтів W_{11} , W_{12} , W_{13} за допомогою співвідношень (19) – (21)

проведено розрахунок коефіцієнтів b_E, a_{E0}, b_{E0} математичної моделі еталона.

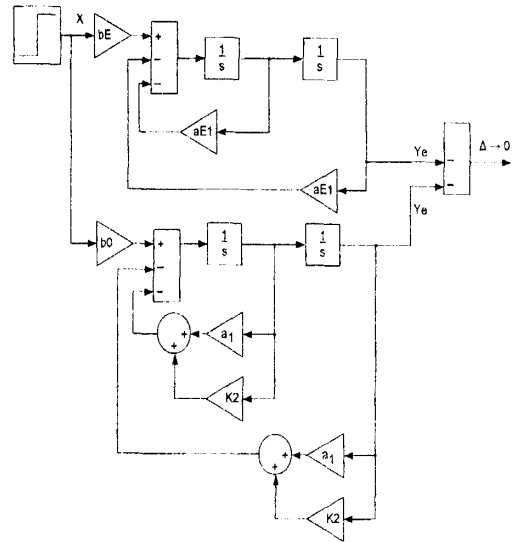


Рис. 5. Моделі еталона і скорегованого об'єкта керування

Використавши математичну модель об'єкта з заданими значеннями її коефіцієнтів, а також розраховані на основі результатів навчання нейронної мережі коефіцієнти математичної моделі еталона за допомогою формули Аккермана проведено розрахунок коефіцієнтів K_1 і K_2 , введення яких в структуру об'єкта забезпечило ідентичність його перехідної характеристики з перехідною характеристикою еталона.

Схема моделей еталона і об'єкта, скорегованого введенням коефіцієнтів K_1 і K_2 , наведена на рис.5, а результати моделювання при одночасній дії на їх входи стрибкоподібної функції зображені на рис.6.

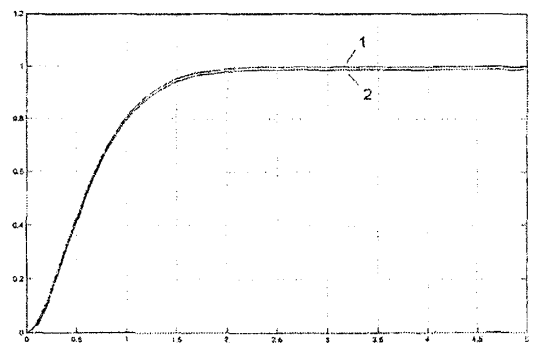


Рис. 6. Порівняння сигналів на виходах еталона і скорегованого об'єкта при дії на входи стрибкоподібного сигналу

Як видно з рис.6, введення в динамічну модель об'єкта коефіцієнтів K_1 і K_2 забезпечує практично повну ідентичність процесів в моделях еталона і скорегованого об'єкта.Різницю між виходом еталона

та виходом створеної системи можна побачити тільки при зміні масштабу. Значення середньоквадратичної похибки при моделюванні системи склало $1,87 \cdot 10^{-3}$, що вказує на високу ефективність запропонованого алгоритму.

1. Осовський С. *Нейронные сети для обработки информации* / Пер. с польського И.Д.Рудинського. –

1.: *Финансы и статистика*, 2002. – 344с.; ИЛ. 2. *Сигеру Омату, Марзуки Халид, Рубия Юсоф. Нейроуправление и его приложение / Перевод с английского Н.В.Батина.* – М.: ИПРИЖР, 2000. – 272с. 3. *J.E.Ackerman. "Der Entwurf lineare regelungs Systems in Zustandstraum", Regelungstech Process-Datenverarb*, 7(1972). – P. 297-300.

УДК 681.142.2

ВИЗНАЧЕННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ВЕЛИЧИН ВИКИДІВ ЗАБРУДНЮЮЧИХ РЕЧОВИН У ПРОЦЕСІ РОБОТИ ГАЗОПЕРЕКАЧУВАЛЬНИХ АГРЕГАТІВ

©Тимків¹ Д.Ф., Ягода² П.А., Наследнікова³ М.А., 2006

¹Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

²УМГ "Черкаситрансгаз"

³ВАТ "Нафтохімік Прикарпаття"

Для дослідження залежності між параметрами величини викидів NO_x і витратою паливного газу були проведені кореляційний і регресійний аналізи. Розраховані коефіцієнти кореляції і представлені рівняння регресії

Проблеми впливу великих енергоспоживаючих підприємств на навколишнє середовище в останній час набувають все більшого значення. Особливо гостро стоїть питання забруднення довкілля різноманітними викидами. Основним джерелом шкідливих речовин, які поступають в атмосферу, є продукти горіння і переробки органічних палив, тому об'єкти газотранспортної системи, обладнання яких є газоперекачувальні агрегати (ГПА) із газотурбінними приводами потребують додаткової уваги в розрізі вивчення, аналізу та зменшення впливу шкідливих викидів на навколишнє середовище.

Хоча основними продуктами згорання є оксид вуглецю та вода, додаткові продукти, незважаючи на те, що утворюються в значно менших концентраціях, надзвичайно небезпечні з точки зору екології. Доведено, що окисли азоту NO та NO_2 (разом названі NO_x) є основними реагентами при утворенні фотохімічного смогу. Крім того, реакції, в яких беруть участь NO_x , сприяють видаленню із стратосфери озону. Таким чином, проблема зменшення забруднення навколишнього середовища окислами азоту є однією з ключових для екології. Для того, щоб знаходити нові шляхи зменшення емісії окислів, необхідно чітко уявляти механізми їх утворення, проводити натуральні виміри викидів та

досліджувати дію факторів, що впливають на результуючу величину.

Іншим аспектом у необхідності проведення натуральних замірів викидів шкідливих речовин та здійснення статистичної обробки результатів досліджень є затверджений Постановою Кабінету Міністрів України №303 від 01.03.99 р. "Порядок встановлення нормативів збору за забруднення навколишнього природного середовища і стягнення цього збору", згідно якого плата за забруднення здійснюється, виходячи з фактичних обсягів викидів. В даний час визначення обсягів викидів в атмосферу полягає у застосуванні показників питомих викидів, що, зважаючи на різні умови та режими роботи газоперекачувальних агрегатів, не є коректним.

Беззаперечно, самою об'єктивною оцінкою величини викидів буде їх натуральний замір, але результуюча величина залежить від багатьох впливаючих на неї факторів, котрі, як і сам виток, змінюються в часі та різні по вагомості впливу на параметр, що досліджується. Процес проведення вимірів витоків, зважаючи на їх велику кількість та

важкодоступність, достатньо трудомісткий і не може виконуватись безперервно в часі. Тому, як основа будь-якого експерименту, виникає необхідність статистичної обробки заміряних величин,