

где

$\varphi = \frac{\alpha \cdot p_n}{Q_m}$ – параметр утечек, т.е. отношение максимальной утечки $\alpha \cdot p_n$ к наименьшему расходу через золотник.

Таким образом, вместо 11 размерных параметров остаётся 5 безразмерных – \bar{f} , β , χ , γ и φ , которые с полным основанием можно считать критериями динамического подобия.

Подставим выражение (17) в форму Коши, удобной для численного интегрирования:

$$\begin{cases} d\xi/d\tau = v; & dv/d\tau = \omega; \\ d\omega/d\tau = \bar{f} \sqrt{1 - (\beta\omega + \gamma v + \chi)} - \left(\frac{\gamma}{\beta} + \varphi\beta \right) \omega + (1 + \varphi\gamma)v - \chi\omega; \end{cases} \quad (18)$$

В практических расчётах часто пренебрегают параметром φ .

Графики зависимости $\tau = f(\beta, \chi, \gamma, \bar{f})$ позволяют охватить при сравнительно небольших затратах машинного времени обширную область существования гидропривода и лечь в основу инженерной методики расчёта [2].

Выводы

Выделенные критерии динамического подобия, как для упрощённой динамической модели гидропривода, так и для более углублённой модели, позволяют систематизировать результаты расчётов на ЭВМ.

Итогом такого обобщения являются графики зависимости безразмерного времени срабатывания гидропривода от сравнительно небольшого количества критериев динамического подобия, что, в свою очередь, является основой инженерной методики расчёта.

Литература

1. Гамынин, П.С. Гидравлический привод систем управления [Текст] / П.С. Гамынин. – М.: Машиностроение, 1972. – 376 с.
2. Герц, Е.В. Расчёт пневмоприводов [Текст] / Е.В. Герц, Г.В. Крейнин. – М.: Машиностроение, 1975. – 278 с.
3. Гурьев, В.П. Гидравлические объёмные передачи [Текст] / В.П. Гурьев, В.И. Погорелов. – М. – Л.: Машгиз, 1964. – 344 с.

□ □

Запропонована система ідентифікації динамічних режимів дорожньої машини на основі рекурентної нейронної мережі

Ключові слова: дорожня машина, динамічні навантаження, ідентифікація динамічних режимів, нейромережеві структури, рекурентна нейронна мережа

Предложена система идентификации динамических режимов дорожной машины на основе рекуррентной нейронной сети

Ключевые слова: дорожная машина, динамические нагрузки, идентификация динамических режимов, нейросетевые структуры, рекуррентная нейронная сеть

The system of road machine dynamic modes identification based on the recurrent neural network is offered

Keywords: road machine, dynamic loads, identification of dynamic regimes, neural network structures, recurrent neural network

□ □

УДК 001.891:65.011.56

СИСТЕМА ІДЕНТИФІКАЦІЇ ДИНАМІЧНИХ РЕЖИМІВ РОБОТИ ДОРОЖНЬОЇ МАШИНИ

О.А. Коваль
Кандидат технічних наук, доцент*
E-mail: koval_al@ukr.net

О.В. Вікторова
Аспірант*

E-mail: elena_viktorova@bk.ru

*Кафедра метрології та безпеки життєдіяльності

Національний автомобільно-дорожній університет

вул. Петровського, 25, м. Харків, 61002

1. Вступ

Якість виконання дорожніх робіт, відповідність технологічних процесів встановленим вимогам в знач-

ній мірі залежать від ефективності роботи дорожньої машини. На сьогодні вимоги до інтенсифікації та точності дорожніх робіт привели до активного впровадження в дорожньо-будівельну галузь систем

автоматичного управління технологічним процесом. Прикладом цього може служити система нівелювання Leica, яка може бути встановлена на автогрейдері.

Аналіз робіт таких автоматизованих систем управління технологічним процесом дорожніх робіт виявив ряд недоліків. По-перше, ці системи зовсім не враховують динамічні навантаження, які діють на робочі органи дорожньої машини. По-друге, в Leica і подібних системах не враховується динамічний режим роботи дорожньої машини і її технічний стан в процесі експлуатації. Ці недоліки можуть бути усунені, якщо в режимі реального часу, за даними плинних вимірювань критичних параметрів, ідентифікувати динамічні навантаження, відповідні їм динамічні режими роботи і технічний стан дорожньої машини. Ця задача може бути вирішена за рахунок використання рекурентної нейронної мережі. Сформулюємо задачу ідентифікації динамічних режимів роботи призначену для оцінки і прогнозування стану дорожньої машини.

2. Постановка задачі

Як відомо штучна нейронна мережа здійснює відображення даних із багатовимірного простору вимірних параметрів X , які характеризують динамічний режим роботи дорожньої машини, розмірності n в точки багатовимірного простору Y рішень іншої, в загальному випадку, розмірності N . При цьому правильне відображення параметрів із X в Y забезпечується процедурою навчання нейронної мережі.

В процесі роботи дорожньої машини проводиться серія вимірювань параметрів динамічних навантажень та динамічних режимів роботи. В результаті отримано набори вимірних параметрів:

$$\begin{aligned}
 X_1 &= (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1j}, \dots, x_{1n}), \\
 X_2 &= (x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2j}, \dots, x_{2n}), \\
 &\dots\dots\dots \\
 X_i &= (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{in}), \\
 &\dots\dots\dots \\
 X_L &= (x_{L1}, x_{L2}, \dots, x_{Lj}, \dots, x_{Ln}).
 \end{aligned}$$

В процесі навантаження мережі ці набори вивчаються Q експертами, які для кожного набору X_l , $l=1,2,\dots,L$, задають розподіл ймовірностей $P_q(p_{q1}, p_{q2}, \dots, p_{qh}, \dots, p_{qn})$, $l=1,2,\dots,L$, $q=1,2,\dots,Q$, станів $h=1,2,\dots,N$ динамічних навантажень на дорожню машину.

Елементарна статистична обробка результатів експертного оцінювання ставить у відповідність кожному набору вимірних параметрів X_l розподіл середніх значень ймовірності станів (діапазонів) \hat{P}_l і набір дисперсій ймовірностей $\hat{\delta}_l^2$. Отримані дані використовуються для навчання штучної нейронної мережі, після якого нейронна мережа для кожного нового вектора вимірювань контролюємих параметрів формує відповідні вектори $P(X)$ і $\hat{\delta}^2(X)$. Проблемним залишається питання про можливість використання штучних мереж для ідентифікації динамічних навантажень на робочі органи дорожньої машини і прогнозування її

стану. Розглянемо методику використання рекурентної нейронної мережі типу RTRN (Real Time Recurrent Network) для вирішення даної задачі.

3. Основні результати

Нейронну мережу типу RTRN будемо використовувати для обробки вимірних сигналів в реальному часі. Структурна схема мережі має вид, приведений на рис. 1. Мережа має N вхідних вузлів, k схованих нейронів і k відповідних їм вузлів контекстного шару. Слід відмітити, що з k схованих нейронів тільки M є виходами мережі.

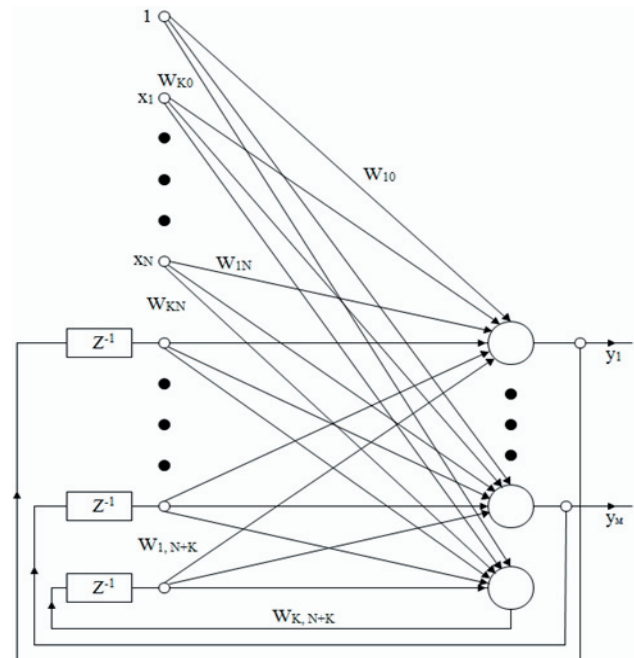


Рис. 1. Структура рекурентної нейронної мережі

Позначимо зважену суму i -го нейрона схованого шару u_i , а вихід цього нейрона – y_i . Вектор $X(k)$ і затриманий на один цикл вектор $Y(k-1)$ утворюють розширений вектор активації $X(k)$, який збуджує нейронну мережу:

$$X(k) = [1, x_1(k), x_2(k), \dots, x_N(k), y_1(k-1), \dots, y_k(k-1)]^T. \quad (1)$$

Після опису вхідного вектору мережі в момент часу t визначимо стан всіх нейронів згідно із залежностями:

$$u_i(k) = \sum_{j=0}^{N+k} \omega_{ij} x_j(k), \quad (2)$$

$$y_i(k) = f(u_i(k)), \quad (3)$$

де $f()$ - безперервна функція активації нейрона.

В якості алгоритму навчання мережі будемо використовувати алгоритм Вільямса-Зінсера [1,2]. Суть алгоритму навчання полягає в наступному:

1. Вибрати випадкові початкові значення ваг мережі, які утворюють матрицю ваг W і рівномірно розподілених в діапазоні від -1 до 1.

2. Розрахувати стан всіх k нейронів для наступного моменту часу $t(t=0,1,2,\dots)$ з використанням залежностей (1),(2),(3). Потім визначається розширений вхідний вектор $X(k)$, який збуджує нейрони в момент часу t .

3. Розрахувати значення $\frac{dy_j(k)}{d\omega_{\alpha\beta}}$ згідно із виразом:

$$\frac{dy_j(k)}{d\omega_{\alpha\beta}} = \frac{df(u_j)}{du_j} \left[\delta_{j\alpha} x_\beta + \sum_{k=1}^K \frac{dy_k(k-1)}{d\omega_{\alpha\beta}} \cdot \omega_{j,k+N} \right]. \quad (4)$$

4. Уточнити значення ваг згідно з виразом:

$$\omega_{\alpha\beta}(k+1) = \omega_{\alpha\beta}(k) - \eta \cdot \sum_{j=1}^M [y_j(k) - d_j(k)] \cdot \frac{dy_j(k)}{d\omega_{\alpha\beta}}, \quad (5)$$

де $\alpha = 1, 2, \dots, k; \beta = 0, 1, 2, \dots, N + K$.

Слід відмітити, що пункти 2-4 необхідно повторювати до тих пір поки всі ваги мережі не стабілізуються.

Приведений алгоритм навчання мережі був реалізований з використанням пакету Matlab.

Динамічний об'єкт (дорожня машина) може бути описана матричним рівнянням стану [3]:

$$X(k+1) = A \cdot X(k) + B \cdot u(k), \quad Y(k) = C \cdot X(k), \quad (6)$$

де $X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_k \end{bmatrix}$ – вектор стану дорожньої машини;

$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_M \end{bmatrix}$ – вихідний вектор;

$u = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_N \end{bmatrix}$ – вектор збудження;

A – квадратична матриця розмірністю $k \times k$,
 матриця B – розмірністю $k \times N$,
 а матриця C – розмірністю $M \times k$.

Співставимо схему мережі (рис. 1) із схемою розповсюдження сигналів згідно з виразом (6). Видно, що матрицю A утворюють ваги ω_{ij} для $i=1,\dots,k$ і $j=N+1,\dots,N+K$. Матрицю B – ваги для $i=1,\dots,k$ і $j=1,\dots,N$. А матрицю C – одиничні і нульові ваги вихідного шару.

Дорожню машину представимо у вигляді динамічної системи третього порядку з одним входом і двома виходами, яка описується матрицями A, B і C виду:

$$A = \begin{bmatrix} 0,3 & 0,1 & 0,1 \\ 0 & 0,4 & 0,3 \\ 0,5 & 0,1 & 0,5 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0,5 \\ 0,2 \\ 0,1 \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

Для визначених таким чином матриць стану генерувались дані у формі послідовності пар «вхід-вихід», які приведені на рис. 2.

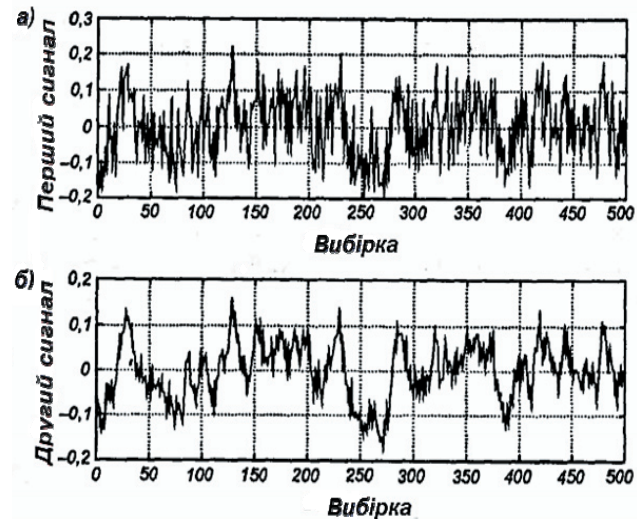


Рис. 2. Графіки даних навчання для мережі RTRN для прикладу ідентифікації матриці стану: а) сигнали першого контуру; б) сигнали другого контуру

В даному випадку вхідний сигнал $u(k)$ був випадковим, а заданий вектор d складався з обох компонент вихідного сигналу і розраховувався згідно з виразу:

$$d = C(sI - A)^{-1} \cdot B \cdot u. \quad (7)$$

Таким чином, штучна нейронна мережа мала структуру 4-3-2 (4 вхідних вузли: один для зовнішнього сигналу $u(k)$ і три контекстних вузлів; 3 скритих нейрона та 2 вихідних нейрони з апріорно невідомими вагами $\omega_{ij} = \delta_{ij}$). Запропонована RTRN штучна нейронна мережа навчалася на множині із 500 пар даних. Розподіл вхідних даних, які використовувались для навчання мережі, приведено на рис. 3. На рис. 2а, показані значення першого контуру, а на рис. 2б – дані другого контуру.

На рис. 3 показано процес адаптації ваг мережі, які складають матрицю B (рис. 3а) та дев'яти ваг, які складають матрицю A (рис. 3б,в,г). Для матриці A кожний графік відноситься до трьох ваг відповідного рядка матриці.

Досягнутий стан з фіксованими значеннями ваг свідчить про успішну адаптації. Мережі в якості моделі динамічної системи з заданою часовою характеристикою, визначеною даними навчання. Ідентифіковані значення матриць A та B мають вид:

$$\hat{A} = \begin{bmatrix} 0,305 & 0,0675 & 0,13 \\ 0,012 & 0,286 & 0,404 \\ 0,373 & 0,236 & 0,506 \end{bmatrix}, \quad \hat{B} = \begin{bmatrix} 0,5 \\ 0,2 \\ 0,112 \end{bmatrix}$$

Вони відмінні від оригіналу, не дивлячись на те, що характеризуються такими ж часовими реакціями (однакові часові характеристики може мати множина систем різної структури, а це приводить до того, що система ідентифікації має багато рішень).

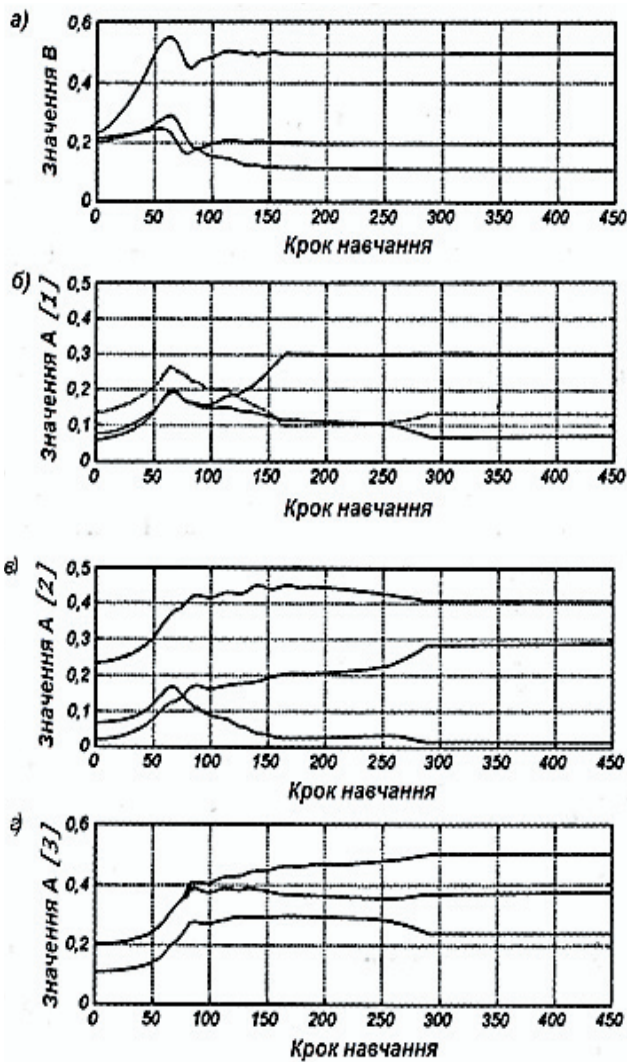


Рис. 3. Графіки зміни значень окремих елементів матриць А та В у процесі навчання мережі RTRN

Після навчання, з метою з метою оцінки ефективності роботи штучної нейронної мережі проводилось її тестування. В якості тестового сигналу був вибраний вимірний сигнал вібрації рами автогрейдера, який був попередньо відфільтрований від завад та шумів.

Мета тестування – оцінити наскільки добре нейронна мережа відображає властивості динамічного об’єкту (дорожньої машини) в якості моделі якої вона використовується. На рис. 4 приведені результати тестування.

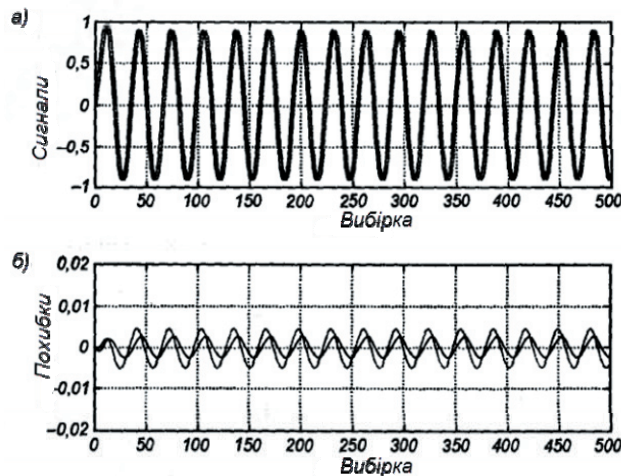


Рис. 4. Реакція навченої мережі RTRN на періодичні динамічні навантаження а) графік реакції на двох виходах мережі; б) графік похибок ідентифікації

Як видно з рис.4 часові реакції як на порогове так і на синусоїдальне збудження з високою точністю співпали з очікуваними значеннями. Графік на рис. 4а відображає реакцію мережі в обох вхідних контурах, а графік на рис. 4б – різницю по відношенню до очікуваних значень. Мінімальне відхилення реакції нейронної мережі від реакції дорожньої машини не перевищило 0,005 в обох контурах при амплітуді вхідного сигналу в 1.

4. Висновок

Таким чином, проведені дослідження показали, що рекурентна штучна нейронна мережа типу RTRN може бути використана для ідентифікації динамічних режимів роботи дорожньої машини в реальному масштабі часу.

Література

1. Пытьев, Ю. П. Методы математического моделирования измерительно-вычислительных систем [Текст] / Ю. П. Пытьев. – изд. 2-е, перераб. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2004. – 400с.
2. Гаврилова, Т. А. Базы знаний интеллектуальных систем [Текст] / Т. А. Гаврилова, В. Ф. Хорошевский. – СПб: Питер, 2000. – 384 с.
3. Williams, R. A learning algorithm for continually running full recurrent neural networks [Текст] / R. Williams, D. Zipser. – Neural Computers, 1989. – Vol.1 – Pp. 270-280.