

МН. Ця задача вирішується блоком дефазифікації (рис. 2).

Оскільки вихідне значення блоку виробки рішень представляє собою єдину нечітку множину V' , то значення \bar{y} можна визначити за методом центру ваги або максимуму функції належності $\mu_{V'}(y)$ за відомим методом [9].

Апробацію запропонованого підходу до створення системи контролю здійснено в умовах філії “Придніпровські магістральні нафтопроводи”, ВАТ “Укртранснафта”. Результати апробації показали, що вона дозволяє протягом 5 с визначити місце несанкціонованого витікання нафти з похибкою не більше 500 м.

1. Грачев В.В., Щербаков С.Г., Яковлев Е.И. Динамика трубопроводных систем. – М.: Недра. – 1987. – 454 с. 2. Система обнаружения утечек на волне давления / Лосенков А.С., Русаков А.Н., Трефилов А.Г., Задорожный В.А. и др. // Трубопроводный транспорт нефти. – 1998. – №4. – С.27-30. 3. Параметрическая система обнаружения утечек для нефтепроводов с самотечными участками / Нагаев Р.З., Плотников В.Б., Лосенков А.С., Фирсов Ю.В. // Трубопроводный транспорт нефти. – 2002. – №3. – С.11-13. 4. Бабков А.В., Попадько В.Е. Системы обнаружения утечек

жидкости из магистральных нефтепроводов // Автоматизация, телемеханизация и связь в газовой промышленности. – М.: ООО “ИРЦГазпром”, 2002. – С.4-31. 5. Бакуменко Н.С. Касьян О.В., Соколов А.Ю. Новый подход к построению нечетких моделей динамических объектов. // Открытые информационные технологии: Сб. науч. тр. – Х.: Нац. аэрокосм. ун-т “Харьк. авиац. ин-т”, 2002. – Вып. 13. – С. 98-105. 6. Ямпольский Л.С., Лавров О.Я. Штучный интеллект у планировании и управлении производством. – К.: Вища школа, 1995. – 255 с. 7. Кондратенко Ю.П., Сидоренко С.А. Методы синтеза нечетких контролеров для повышения швидкодії та точності процесів формування управляючих сигналів // Збірник наукових праць УДМТУ. – Миколаїв. – 2002. – Вып.1(379). – С. 121-129. 8. Гостев В.И. Синтез нечетких регуляторов систем автоматического управления. – К.: Радиоаматор. – 2003. – 512 с. 9. Рутковская Д., Пилинський М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М.: Горячая линия – Телеком – 2004. – 452 с. 10. Семенцов Г.Н., Кучмистенко О.В. Фаззи-модель для імітаційного моделювання несанкціонованого витікання нафти з нафтопроводу // Академический вестник. – Кривой Рог. – 2004. – №13. – С. 84-86.

УДК 681.3.06+681.518.54.621.51

МЕТОД ОБЧИСЛЕННЯ БАЗОВИХ ЗНАЧЕНЬ ДІАГНОСТИЧНИХ ОЗНАК ВІДЦЕНТРОВОГО НАГНІТАЧА ПРИРОДНОГО ГАЗУ

© Горбійчук М. І., Скріпка О. А., 2005

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

Описаний метод обчислення базових значень діагностичних ознак відцентрового нагнітача з використанням нейромереж, який дає можливість з високою точністю апроксимувати зведені характеристики нагнітача і за поточними значеннями технологічних параметрів визначити відхилення діагностичних ознак від їх базових значень

У роботі [1] поставлена задача діагностування технічного стану газоперекачувального агрегату (ГПА) шляхом визначення відхилень поточних значень певних діагностичних показників від їх базових величин. Такими показниками були вибрані ступінь стиску газу ε , температура T_2 на виході нагнітача і внутрішня потужність ГПА N_i .

Для розрахунку базових значень показників ε^* , T_2^* та N_i^* користуються зведеними характеристиками, які отримані в заводських умовах і подані у вигляді графіків [2]. При автоматизованому

обчисленні базових значень графіки зведених характеристик необхідно певним чином апроксимувати. Тому метою даної роботи є вибір такого методу апроксимації зведених характеристик, який забезпечив би максимальну точність обчислення базових діагностичних показників ГПА.

Роботу нагнітача досить повно характеризують три показники: ступінь стискування ε , політропний коефіцієнт корисної дії $\eta_{пол}$ і внутрішня потужність N_i , тобто [3]

$$\varepsilon = f_\varepsilon(x, y); \eta_{noz} = f_\eta(x); \frac{N_i \left(\frac{n_0}{n} \right)^3}{\rho_\varepsilon} = f_N(x),$$

де η_{noz} - політропний коефіцієнт корисної дії; ρ_ε - густина газу приведена до умов всмоктування; x - зведена продуктивність; y - зведена швидкість обертання ротора нагнітача [4]; n , n_0 - поточна та номінальна швидкості обертання ротора нагнітача. Залежності $f_\varepsilon(x, y)$, $f_\eta(x)$ і $f_N(x)$ - це зведені (паспортні) характеристики нагнітачів, які надаються у вигляді графіків їх заводами-виготовлювачами.

Аналіз різних способів апроксимації показав, що найбільшої уваги заслуговує спосіб функціонального наближення до $f_\varepsilon(x, y)$, $f_\eta(x)$ і $f_N(x)$ за допомогою нейромереж.

В загальному випадку сформувану задачу можна звести до реалізації деякого складного функціонального багатомірного перетворення [5]. В результаті відображення $U \rightarrow Y$ необхідно забезпечити формування адекватних вихідних сигналів у відповідності із всіма прикладами навчальної вибірки і із всіма можливими входними сигналами, які не ввійшли до навчальної вибірки. Друга умова значно ускладнює формування навчальної вибірки. В загальному випадку ця задача не розв'язана, але в кожному конкретному випадку можна знайти її часткове вирішення.

В основі розв'язку задачі функціонального наближення лежить теорема Хехт-Нільсена, яка доводить можливість апроксимації експериментальних даних функцією багатьох змінних достатньо загального вигляду за допомогою двошарової нейромережі з прямими повними зв'язками. Така мережа має n нейронів у входньому шарі, $2n+1$ нейронів у прихованому шарі з наперед відомими функціями активації (наприклад, сигмоїдальними) і m нейронів у вихідному шарі з невідомими функціями активації.

Ця теорема є неконструктивною, оскільки вона визначає тільки представлення будь-якої багатомірної функції кількох змінних за допомогою нейромережі фіксованого розміру. Невідомими залишаються характеристики функції активації прихованого шару та вид функції активації нейронів вихідного шару.

На практиці вимоги теореми Хехт-Нільсена до функцій активації задовольняють наступним чином. В нейронах прихованого шару використовують сигмоїдальні функції, а для нейронів вихідного шару вибирають лінійні функції активації. В процесі навчання індивідуально для кожного нейрона визначають його параметри.

На рис. 1 показана нейромережа для

ідентифікації статичних характеристик багатомірного об'єкта – нагнітача природного газу.

Основною складовою нейромережі є нейрон, який має таку математичну модель:

$$n_j^{(i)} = \sum_{r=1}^{S_i} w_{j,r}^{(i)} \cdot n_r^{(i-1)} + b_j^{(i)}, \quad j = \overline{1, S_i} \quad (1)$$

де $w_{j,r}^{(i)}$ – вага (weight) синапса, S_i – кількість нейронів в i -тому шарі, $n_r^{(i-1)}$ – вхідний сигнал r -го нейрона, $b_j^{(i)}$ – значення зміщення (bias).

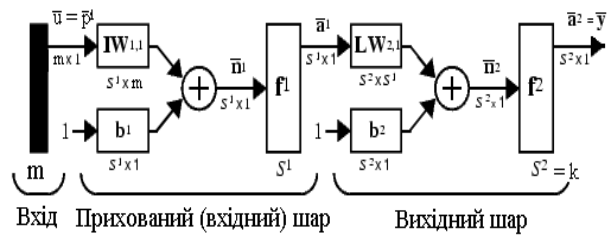


Рис. 1. Схема нейромережі для апроксимації зведених характеристик нагнітача

Зміщення $b_j^{(i)}$ подібне до ваги синапса $w_{j,r}^{(i)}$, але має одиничний вхідний сигнал (рис. 1).

Рівняння (1) можна об'єднати в одне векторно-матричне:

$$\bar{n}^{(i)} = W^{(i)} \bar{n}^{(i-1)} + \bar{b}^{(i)}, \quad (2)$$

де $W^{(i)}$ – матриця ваг синапсів розміром $S_i \times S_{i-1}$.

Сигнал $n_j^{(i)}$ j -го нейрона перетворюється функцією активації $f_j^{(i)}$ у вихідний сигнал нейрона $a_j^{(i)} = f^{(i)}(n_j^{(i)})$, або у векторній формі $\bar{a}^{(i)} = \bar{f}^{(i)}(\bar{n}^{(i)})$.

На виході i -го шару мережі отримуємо векторну величину

$$\bar{a}^{(i)} = \bar{f}^{(i)}(W^{(i)} \bar{n}^{(i-1)} + \bar{b}^{(i)}). \quad (3)$$

Рівняння (3) є математичною моделлю i -го шару нейромережі.

При створенні архітектури нейромережі розрізняють вагові вхідні матриці і вагові матриці шару, що є з'єднувальною ланкою між двома шарами. Для вхідних матриць використовують позначення $IW^{(l,l)}$, а для матриць шару – $LW^{(i,i-1)}$, де i -номер шару, а $i-1$ – номер векторного входу для i -го шару.

Математична модель нейромережі, що показана на рис. 1, може бути описана такою системою рівнянь:

$$\bar{a} = \bar{f}^{(1)}(IW^{(1,1)} \bar{p}^{(1)} + \bar{b}^{(1)}); \quad (4)$$

$$\bar{y} = \bar{a}^{(2)} = \bar{f}^{(2)}(LW^{(2,1)} \bar{a}^{(1)} + \bar{b}^{(2)}). \quad (5)$$

Якщо із рівнянь (4) і (5) вилучити проміжну змінну, то отримуємо рівняння, яке апроксимує

функціональне перетворення $U \rightarrow Y$:

$$\bar{y} = \bar{f}^{(2)} \left(LW^{(2,1)} \bar{f}^{(1)} (IW^{(1,1)} \bar{u} + b^{(1)}) + \bar{b}^{(2)} \right). \quad (6)$$

Вихідними функціями активації $f_j^{(2)}$ ($j = \overline{1, k}$) є лінійна функція, яка, наприклад, в середовищі MatLAB позначається як *purelin*, тобто

$$\bar{y} = \text{purelin} \left(LW^{(2,1)} \bar{a}^{(1)} + \bar{b}^{(2)} \right).$$

Функції активації $f_j^{(1)}$, $j = \overline{1, S_1}$ вибирають як сигмоїдальну, вихід якої змінюється в межах $[-1; 1]$. В середовищі MatLAB вона позначається як *tansig*. Наприклад, якщо використовувати функцію *tansig*, то рівняння (3) набуде такого вигляду:

$$\bar{a} = \text{tansig} \left(IW^{(1,1)} \bar{p}^{(1)} + b^{(1)} \right).$$

Тоді математична модель нейромережі в термінах системи MatLAB буде такою:

$$\bar{y} = \text{purelin} \left(LW^{(2,1)} \cdot \text{tansig} \left(IW^{(1,1)} \bar{u} + \bar{b}^{(1)} \right) + \bar{b}^{(2)} \right). \quad (7)$$

Основна ідея щодо нейромереж полягає в тому, що параметри $w_{j,r}^{(i)}$ і $b_j^{(i)}$ необхідно відрегулювати так, щоб мережа із заданою точністю апроксимувала функціональне перетворення $U \rightarrow Y$. Це досягається шляхом навчання нейромережі.

Для навчання нейромережі-апроксиматора (7) застосовують алгоритм зворотного поширення похибки. В алгоритмі зворотного поширення похибки обчислюється вектор градієнта поверхні похибки, що приводить до різних обчислювальних схем, таких як метод спряжених градієнтів, метод Ньютона, Левенберга-Маркуардта та ін [6].

Одна із проблем, що може виникнути під час навчання нейромережі – це несприйнятливість. Суть цієї проблеми полягає в тому, що мережа може бути досить добре навчена на навчальній послідовності, тобто середнє квадратичне відхилення між виходом мережі і експериментальними даними має дуже мале значення, але, коли нові дані представлені, що не входять до навчальної послідовності, похибка стає великою. Один із способів усунення несприйнятливості – це збільшення розмірності нейромережі. Інший спосіб – це регуляризація мережі. Дослідження показали, що регуляризація значно зменшує несприйнятливості мережі, але при цьому зростають затрати часу на її навчання.

З точки зору усунення несприйнятливості більш ефективними є радіальні мережі, які, на відміну від мереж зі зворотним поширенням, вимагають більшої кількості нейронів.

Основою радіальних мереж є функція *radbas* (Radial Basis Neuron)

$$\text{radbas}(n) = \exp(-n^2). \quad (8)$$

Сигнал n є добутком величини w_i на мережне зміщення, де $w = [w_{1,1} \ w_{1,2} \ \dots \ w_{1,k}]$ – матриця-рядок ваг нейрона; \bar{u} – вектор значень вхідної величини u .

Отже

$$n = \text{radbas} \left(\|w\bar{u}\| \cdot b \right), \quad (9)$$

де $\|dist\|$ означає добуток матриці-рядка w на вектор \bar{u} .

Функція *radbas*(n) дорівнює одиниці, коли її вхід – нуль, тобто нейрон працює як детектор, що видає одиницю кожного разу, коли вектори $\bar{d} = w^T$ і \bar{u} ортогональні.

Радіальна мережа для апроксимації результатів експерименту показана на рис. 2. Вона складається із двох шарів – прихованого і вихідного. Виходом прихованого шару є величина $\bar{a}^{(1)}$, яка генерується функцією *radbas*, тобто

$$\bar{a}^{(1)} = \text{radbas} \left(\|IW^{(1,1)} \cdot \bar{u}\| \cdot \bar{b}^{(1)} \right), \quad (10)$$

де через $\|\cdot\|$ позначено функцію $\|dist\|$. Вектор зміщення $\bar{b}^{(1)}$ і вихід $\|dist\|$ поелементно перемножуються, так що на виході першого шару отримуємо вектор $\bar{a}^{(1)}$.

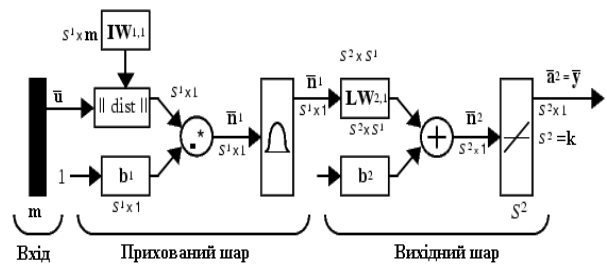


Рис. 2. Радіальна нейромережа для апроксимації зведених характеристик нагнітача

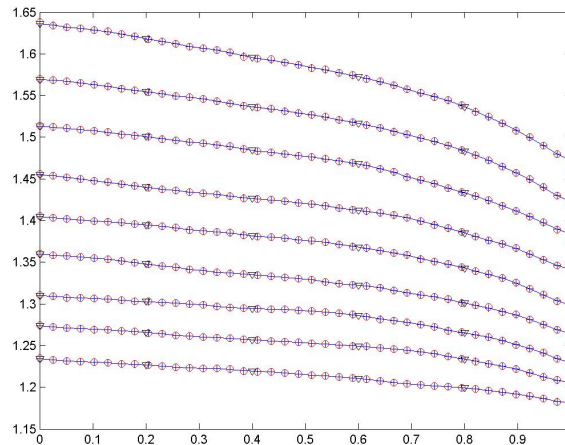
На виході другого шару (вихідного) як функцію активації взято лінійну функцію – *purelin*($\bar{n}^{(2)}$), тобто

$$\bar{y} = \text{purelin} \left(LW^{(2,1)} \bar{a}^{(1)} + b^{(2)} \right). \quad (18)$$

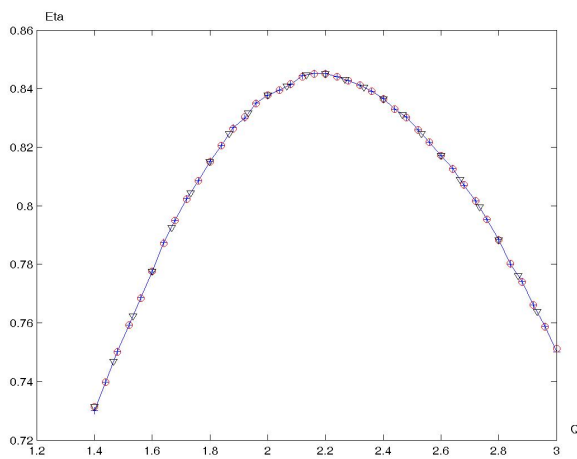
В роботі [7] проаналізовані можливості різних нейромереж як апроксиматорів статичних характеристик нагнітачів природного газу. За основу такого аналізу було взято точність відтворення нейромережею статичної характеристики нагнітача. Нами проведений аналіз нейромереж з врахуванням несприйнятливості нейромережі, тобто мережа навчалась на заданих вузлах апроксимації, потім обчислювались значення показників ε^* , T_2^* , і N_i^* у вузлах, які не співпадають з навчальними вузлами. У результаті такого аналізу виявлено, що найкращою є узагальнена регресійна нейромережа, яка належить до класу радіальних нейромереж.

Як приклад, були взяті статичні характеристики нагнітача PCL-804-2. Для їх апроксимації використовувалась нейромережева структура GRNN із пакету MatLab. Вона подібна до радіальної нейромережі (рис. 2), але має інший

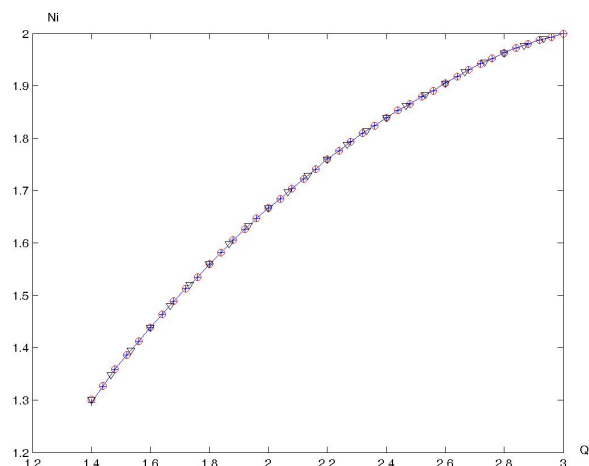
вихідний шар, який подібний до вхідного шару з тією лише різницею, що функцію $\|dist\|$ замінено на $nprod$ -блок. Результати роботи нейромережі відтворені на рис. 3 та в табл. 1.



a)



б)



в)

$$a) - \text{залежність } \varepsilon = f_{\varepsilon}(x, y); \quad б) - \eta_{\text{пол}} = f_{\eta}(x); \quad в) - \frac{N_i}{\rho_{\varepsilon}} \left(\frac{n_0}{n} \right)^3 = f_{g_N}(x)$$

Рис. 3. Апроксимація статичних характеристик нагнітача PCL-804-2 за допомогою нейромереж

Неприйняття мережі у значній мірі залежить від масштабу величин, які визначають статичні характеристики нагнітача. Тому такі параметри нагнітача, як приведена витрата, приведена швидкість обертання ротора нагнітача та потужність приведені до безрозмірних одиниць.

На рис. 3 знаком "+" відмічені значення відповідних ординат у вузлах апроксимації, знаком "o" – результати симуляції мережі, а "Δ" – дані тестування мережі.

Отримані результати свідчать про високу точність апроксимації мережею статичних характеристик нагнітача та про відсутність такого негативного явища, як несприйнятливність.

Таким чином, результати проведених досліджень показали, що використання нейромереж для апроксимації зведених характеристик відцентрового нагнітача природного газу дає можливість із середньою похибкою, що не перевершує 0,02 %, обчислювати базові значення

діагностичних ознак ВН і на цій основі сформувавши ідентифікації технічного стану ГПА, що є діагностичні ознаки та розробити методіку предметом подальших наукових досліджень.

Таблиця 1 – Оцінка точності апроксимації статичних характеристик нагнітача за допомогою нейромереж

Залежність	Похибка апроксимації	
	середня, %	максимальна, %
$\varepsilon = f_{\varepsilon}(x, y)$	0,0227	0,3185
$\eta_{пол} = f_{\eta}(x)$	0,0253	0,0473
$\frac{N_i}{\rho_e} \left(\frac{n_0}{n} \right)^3 = f_N(x)$	0,0244	0,058

1. Горбійчук М.І., Козуляк М.І., Скрипка О.А. Контроль технічного стану газоперекачувальних агрегатів. // Методи та прилади контролю якості. – 2005. - № 13. – С. 18 – 20. 2. Альбом приведенных характеристик нагнетателей Невского машиностроительного завода. – М.: ВНИИгаз, 1964. 3. Сухарев М.Г., Ставровский Е.Р. Расчеты систем транспорта газа с помощью вычислительных машин. – М.: Недра, 1971. – 208 с. 4. Трубопроводный транспорт газа. / М.П. Ковалко, В.Я. Грудз, В.Б. Михалків, Д.Ф. Тимків, Л.С. Шлапак,

О.М. Ковалко. – К.: Арена Еко, 2002. – 600 с. 5. Нейроинформатика. / А.Н. Горбань, В.Л. Дунин-Барковский, Кидрин А.Н. и др. – Новосибирск: Наука. Сибирское предприятие РАН, 1998. – 296 с. 6. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия - Телеком, 2001. – 382 с. 7. Горбійчук М.І., Козуляк М.І., Ковалів Є.О. Нейрообчислювачі параметрів нагнітачів природного газу. - Нафтова і газова промисловість. – 2002. - № 5. – С. 39 – 41.

УДК 681.32.06

ДЕКОДУВАННЯ ДВІЙКОВИХ ЦИКЛІЧНИХ М-ПОСЛІДОВНОСТЕЙ МЕТОДОМ ЗБІЖНОСТІ ЗА КЛЮЧЕМ

© Мельничук С.І., 2005

Івано-Франківський інститут менеджменту та економіки “Галицька академія”

Запропоновано новий метод декодування двійкових циклічних М-последовностей базису Галуа, а також проведено порівняльний аналіз з наявними методами

Одним з напрямків використання циклічних М-последовностей є представлення на їх основі вимірювальних даних та кодування станів дискретних джерел інформації [1]. Такий підхід дозволяє забезпечити високу надійність та інформативність інформаційних пакетів без збільшення навантаження на задіяний інформаційний канал. Проте процес декодування отриманого фрагменту М-последовності у еквівалентне числове значення за допомогою таких відомих методів, як фіксованого пошуку і одностороннього та псевдопаралельного наближення потребує значних обчислювальних потужностей, що суттєво обмежує можливість їх апаратної реалізації. Метод адаптивного сходження позбавлений згаданих недоліків, проте є множина кодових последовностей, які за його допомогою

декодувати неможливо [2-4].

В процесі дослідження особливостей формування елементів двійкових циклічних М-последовностей запропоновано метод збіжності за ключем.

Суть методу полягає у проведенні перебору фрагментів кодової последовності від прийнятої m_{var} до ключової m_{const} інкрементним або декрементним зсувом із змінним кроком k , величина якого визначається останнім бітом поточного та ключового фрагменту, а також довжиною породжуючого ключа (L) М-последовності:

$$k = \begin{cases} 1, & (m_{var})_L = (m_{const})_L; \\ L, & (m_{var})_L \neq (m_{const})_L. \end{cases} \quad (1)$$

Таким чином на основі порівнювання останнього елементу (біту) прийнятого кодового