

УДК 656.212.5:681.3

ПАХОМОВА В.М., к.т.н., доцент,
ДМІТРИЄВ С.Ю., магістрант (ДНУЗТ)

Розробка підсистеми оперативного прогнозування простоїв прибуваючих поїздів на основі ANFIS-системи

Виконано аналіз існуючих штучних нейронних мереж для вирішення задач прогнозування. Визначено, що для прогнозування простоїв поїздів доцільно використати гібридну мережу, яка об'єднає в собі переваги нейронних мереж і систем нечіткого виводу. Спроектовано 6-входову нейронечітку мережу ANFIS, що надає прогноз періодів простою поїздів за алгоритмом Такагі-Сугено. Складено методику створення системи ANFIS в середовищі Matlab. Розроблено підсистему оперативного прогнозування простоїв прибуваючих поїздів на основі ANFIS-системи. Виконана оцінка точності запропонованої методики.

Ключові слова: прогнозування, нейронечітка мережа ANFIS, функція приналежності, терм, фазифікація, алгоритм Такагі-Сугено.

Вступ і постановка проблеми

У даний час нейронні мережі використовуються для вирішення цілої низки завдань, однією з яких є задача прогнозування (передбачення майбутніх подій). Якщо задані n дискретних значень $\{y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_n)\}$ в послідовні моменти часу t_1, t_2, \dots, t_n , тоді завдання прогнозування полягає в прогнозі значення $y(t_{n+1})$ в майбутній момент часу t_{n+1} . Метою прогнозування є зменшення ризику при прийнятті рішень. Прогноз, зазвичай, виходить помилковим, але помилка залежить від використовуваної прогнозувальної системи. Надаючи прогнозу більше ресурсів, можна збільшити точність прогнозу та зменшити збитки, пов'язані з невизначеністю при прийнятті рішень [1]. Так, зокрема, підсистема оперативного прогнозування простоїв прибуваючих поїздів на залізничних станціях має виконувати функції системи підтримки прийняття рішень для диспетчерського персоналу локомотивного депо, з метою передбачення й усунення занадто тривалих періодів простою поїздів на станціях.

Аналіз публікацій по темі дослідження

Задача прогнозування є окремим випадком завдання регресії, таким чином, вона може бути вирішена на основі наступних нейронних мереж: багатопараметричного перцептрону (MLP), радіально-базисної мережі (RBF), узагальнено-регресійної мережі (GRNN), мережі Вольтера, мережі Елмана та ANFIS-системи.

Здібності перцептрону не настільки великі. І це пов'язано навіть не з пристроєм, або алгоритмом, що здійснює прогноз, а з самим явищем. Тільки в тому випадку, коли до уваги беруться суттєві параметри, на підставі яких будується прогноз, буде мати місце деякий успіх. Вибором цих параметрів займаються експерти в певній області на підставі свого досвіду та інтуїції, і до прогнозуючих машин це не має ніякого відношення. Дана модель буде лише показувати залежність вхідних параметрів від вихідних, які мали місце в минулому.

Мінський намагався показати, що перцептрон не має в цьому відношенні серйозних переваг в порівнянні з іншими статистичними методами прогнозу. Єдину, різницю складає те, що класичні статистичні методи вимагають розрахунку багатьох складних рівнянь, а перцептрон більш природно вирішує необхідні рівняння, що пов'язано з його пристроєм. Перцептрон - це спосіб розв'язання систем рівнянь з великою кількістю невідомих коефіцієнтів, алгоритм пошуку яких технічно більш швидкий, ніж у аналогічних класичних способів розв'язання рівнянь [1].

Мережі радіальних базисних функцій (RBF-Netze, RBF-мережі), що запропоновані Повелом (Powell), являють собою спеціальний тип нейронних мереж з прямими зв'язками, основне призначення яких апроксимація та інтерполяція багатовимірних функцій для вирішення, зокрема, задач прогнозування. Як завгодно точна апроксимація функцій досягається при цьому шляхом комбінації радіально симетричних функцій. RBF-мережі мають ряд характерних властивостей: їх архітектура – це архітектура мереж з прямими зв'язками першого порядку (FF-мережі) – зв'язку від нейронів одного шару до нейронів наступного; швидке навчання; відсутність «патологій»

збіжності; більш тривалий час їх підготовки та настройки через необхідність виконання більш складних розрахунків; RBF-мережі – хороші апроксиматори функцій.

Нечіткі нейронні мережі або гібридні мережі покликані об'єднати в собі переваги нейронних мереж і систем нечіткого виводу. Вони дозволяють розробляти і подавати моделі систем у формі правил нечітких продукцій, а для побудови правил нечітких продукцій використовуються можливості нейронних мереж. ANFIS (Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System) – адаптивна мережа нечіткого виводу, запропонована Янгом (Jang), реалізована в пакеті розширення Fuzzy Logic Toolbox (пакеті нечіткої логіки) системи MATLAB. ANFIS є одним з перших варіантів гібридних нейронечітких мереж, архітектура якої ізоморфна нечіткої бази знань. У нейронечітких мережах використовуються диференціальні реалізації трикутних норм, а також гладкі функції приналежності [2]. Системи з нечіткою логікою доцільно застосовувати для складних процесів, коли відсутня проста математична модель; якщо експертні знання про об'єкт або про процес можна сформулювати тільки в лінгвістичній формі.

Для вирішення прикладних завдань найбільш часто використовуються трикутні, трапецеїдальні та «дзвоновидні» функції приналежності. З одного боку, гібридна мережа являє собою багатошарову нейронну мережу спеціальної структури без зворотних зв'язків, у якій використовуються звичайні (не нечіткі) сигнали, ваги і функції активації, а виконання операції підсумовування, засноване на використанні фіксованої Т-норми, Т-конорми або деякої іншої безперервної операції. При цьому значення входів, виходів і ваг гібридної нейронної мережі являють собою дійсні числа з відрізка [0,1]. Існуюча вибірка даних використовується для визначення параметрів функцій належності, які найкраще відповідають деякій системі нечіткого виводу. При цьому для знаходження параметрів функцій належності використовуються відомі процедури навчання нейронних мереж. З іншого боку, гібридна мережа являє собою систему нечіткого виводу FIS типу Сугено нульового або першого порядку, в якій кожне з правил нечітких продукцій має постійну вагу, рівну 1. Для вирішення задачі створення прогнозу простоїв прибуваючих поїздів обрано систему ANFIS.

Формулювання цілей статті

Виконати аналіз існуючих штучних нейронних мереж для вирішення задач прогнозування. Спроекувати гібридну систему ANFIS, призначену для прогнозування періодів простою поїздів, та розробити методичку її створення в середовищі Matlab.

Основна частина

1. Алгоритм функціонування нечіткої мережі ANFIS приведено на рис. 1.

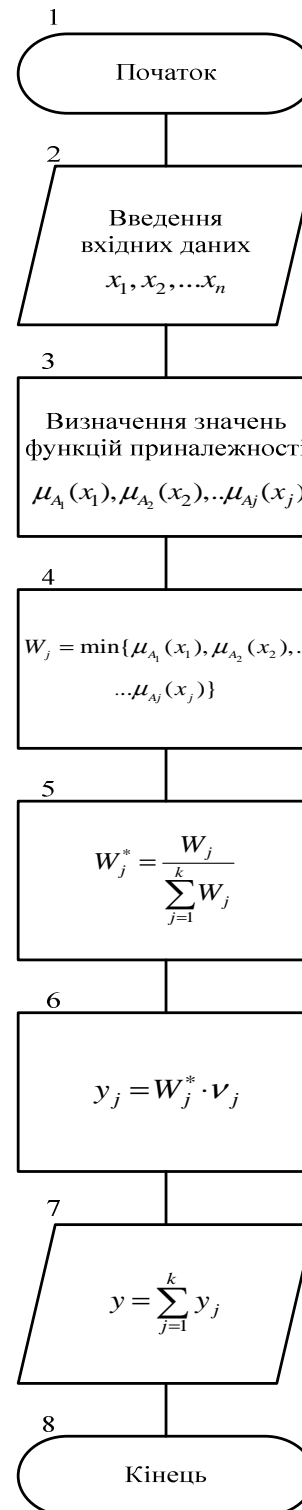


Рис. 1. Блок-схема алгоритму роботи системи ANFIS

Блок 1 – початок алгоритму.

Блок 2 – введення вхідних параметрів, а саме інформативних ознак об'єкта: x_1, x_2, \dots, x_n (періоди простою поїздів).

Блок 3 – визначення значень функції приналежності $\mu_{A_i}(x)$ при конкретних значеннях входів x_1, x_2, \dots, x_n , де A_i – нечітка змінна, асоційована з даним вузлом

$$\mu_{A_i}(x_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x_i - c_i}{\sigma_i}\right)^{2b_i}}, \quad (1)$$

де c_i, σ_i, b_i – параметри, які підлягають адаптації в процесі навчання системи.

Блок 4 – визначення ступеня істинності посилок кожного j -го правила бази знань системи, шляхом виконання нечіткої логічної операції «AND» («min») на параметрах посилок правил за формулою

$$W_j = \min\{\mu_{A_1}(x_1), \mu_{A_2}(x_2), \dots, \mu_{A_j}(x_j)\}, \quad (2)$$

де W_j – ступінь істинності посилок кожного j -го правила бази правил; $\mu_{A_j}(x)$ – значення функції належності при конкретних значеннях входів x_1, x_2, \dots, x_j ; k – кількість правил у базі правил (кількість правил нечіткого виводу залежить від кількості вхідних даних; чим більше вхідних даних, тим більше необхідно правил нечіткого виводу для того, щоб описати залежності між входами і виходом системи).

Блок 5 – розрахунок відносного ступеня виконання нечіткого правила за формулою

$$W_j^* = \frac{W_j}{\sum_{j=1}^k W_j}, \quad (3)$$

де W_j^* – відносний ступінь виконання j -го нечіткого правила; W_j – ступінь істинності посилок кожного

j -го правила бази знань; $\sum_{j=1}^k W_j$ – сума всіх ступенів істинності посилок кожного j -го правила бази правил.

Блок 6 – розрахунок внеску кожного нечіткого правила у вихід мережі за формулою

$$y_j = W_j^* \cdot V_j, \quad (4)$$

де y_j – внесок кожного нечіткого правила у вихід мережі; W_j^* – відносний ступінь виконання j -го нечіткого правила; V_j – чітке число, що задає висновок кожного j -го правила.

Блок 7 – визначення суми внесків усіх правил за формулою

$$y = \sum_{j=1}^k y_j, \quad (5)$$

де y – вихід мережі; $\sum_{j=1}^k y_j$ – сумарний внесок всіх нечітких правил.

Блок 8 – кінець алгоритму.

2. Розробка структури мережі

Процес створення нейронечіткої адаптивної системи можна умовно розділити на наступні етапи: обробка вхідних даних, розробка системи, перевірка системи.

Обробка вхідних даних. В якості вхідних даних використано дані про час надходження та інтервали простою вантажних поїздів на станцію «П'ятихатки» за певний період. Вхідні дані приведені в табл.1.

Застосування даних такого формату не дасть бажаних результатів, оскільки на входи системи необхідно подавати лише дійсні числа з якомога вузького діапазону значень.

Широкий діапазон вхідних значень призведе до необхідності збільшення кількості термів для вхідних змінних. Це в свою чергу значно ускладнить структуру системи і збільшить кількість правил нечіткого виводу.

Таблиця 1

Вхідні дані			
Час прибуття	Простій	Час прибуття	Простій
07.01.2008 17:20	1:10	07.01.2008 23:11	0:20
07.01.2008 18:30	0:17	07.01.2008 23:31	0:20
07.01.2008 18:48	0:22	07.01.2008 23:56	0:22
07.01.2008 18:55	0:20	08.01.2008 0:06	0:23
07.01.2008 19:02	1:22	08.01.2008 0:28	0:20
07.01.2008 19:35	2:45	08.01.2008 0:35	2:05
07.01.2008 19:40	1:00	08.01.2008 0:37	0:20
07.01.2008 19:55	3:50	08.01.2008 0:46	0:22
07.01.2008 20:26	0:22	08.01.2008 0:56	0:20
07.01.2008 21:00	0:30	08.01.2008 1:04	0:22
07.01.2008 21:46	0:22	08.01.2008 1:22	0:22
07.01.2008 22:02	0:17	08.01.2008 1:36	0:22
07.01.2008 22:02	1:25	08.01.2008 1:40	1:55
07.01.2008 22:18	0:22	08.01.2008 2:08	0:22
07.01.2008 22:28	0:21	08.01.2008 2:16	0:20
07.01.2008 22:50	0:20	08.01.2008 2:30	2:05
07.01.2008 22:55	8:22	08.01.2008 2:43	0:22
07.01.2008 22:59	0:22	08.01.2008 3:02	0:20

Також, перш ніж вводити дані в систему варто з'ясувати скільки попередніх значень знадобиться для виявлення закономірності появи надмірного простою. Експериментальним шляхом виявлено, що чим більше попередніх даних одержить система, тим точніше буде прогноз, але зворотню стороною медалі є надмірна складність системи, що призводить до значного збільшення часу обробки даних і навіть до зависання системи. Після ряду спроб виявлено, що мінімальним числом входів для виявлення необхідних закономірностей простоїв поїздів на станції

«П'ятихатки» є число 6. Якщо уважно проаналізувати вхідні дані, то можна помітити, що максимальна кількість короточасних простоїв підряд не перевищує 6-ти (табл. 1). Тобто системі потрібно не менше 6 входів для того, щоб передбачити недопустимо довгий простій, який неодмінно здійснюється за 6-ма значеннями мінімального простою, одночасно можливо отримати одну прогнозовану точку простою. Загальна структура 6-входової нечіткої нейронної мережі приведена на рис. 2.

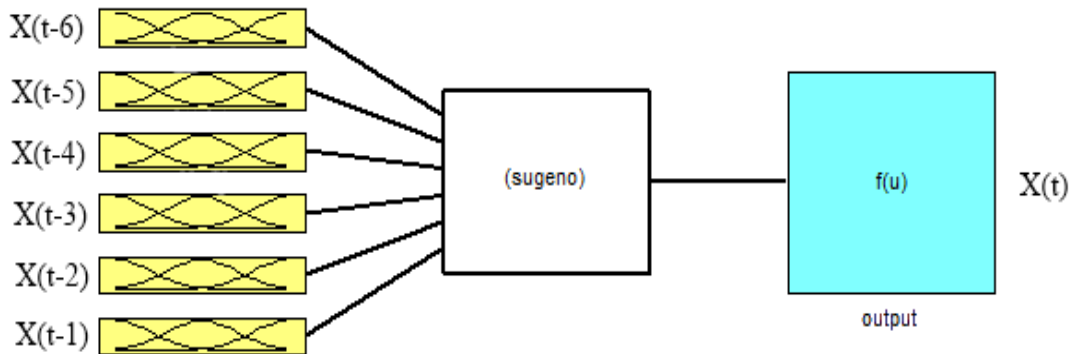


Рис. 2. Загальна структура 6-вхідової нечіткої нейронної мережі

Оскільки головною задачею прогнозування представити вхідні дані у вигляді, як наведено у періодів простою поїздів являється виявлення табл. 2. недопустимих величин простою, то можна

Таблиця 2

Навчальна вибірка

$X(t-6)$	$X(t-5)$	$X(t-4)$	$X(t-3)$	$X(t-2)$	$X(t-1)$	$X(t)$
60	17	22	20	60	60	60
17	22	20	60	60	60	60
22	20	60	60	60	60	22
20	60	60	60	60	22	30
60	60	60	60	22	30	22
60	60	60	22	30	22	17
60	60	22	30	22	17	60
60	22	30	22	17	60	22
22	30	22	17	60	22	21
30	22	17	60	22	21	20
22	17	60	22	21	20	60
17	60	22	21	20	60	22
60	22	21	20	60	22	20
22	21	20	60	22	20	20
21	20	60	22	20	20	22
20	60	22	20	20	22	23
60	22	20	20	22	23	20
22	20	20	22	23	20	60
20	20	22	23	20	60	20
20	22	23	20	60	20	22
22	23	20	60	20	22	20
23	20	60	20	22	20	22
20	60	20	22	20	22	22

Сформувавши навчальну вибірку, система становиться нечутливою для простоїв, які перевищують 60 хвилин. З іншого боку, при пожертвуванні чутливістю системи чітко виділяються ті значення, на які треба звернути увагу при одержанні прогнозу (60); з'являється можливість інтерпретувати

одержані значення в бінарній системі: «допустимий простій» або «недопустимо великий простій».

Розробка системи. У значній мірі структура системи обумовлена форматом вхідних даних. Так, вже на етапі обробки вхідних даних стало відомо, що прогноуюча система буде мати 6 входів і кожна

вхідна змінна матиме 2 терми (терм - вираз формальної мови, є формальним ім'ям об'єкта або ім'ям форми).

Реалізація нечіткої нейронної мережі ANFIS здійснена в середовищі Matlab R2010b з використанням пакету розширення Fuzzy Logic Toolbox та за допомогою ANFIS-редактора, який дозволяє автоматично виявляти приховані закономірності в експертних даних і формувати на основі отриманих висновків базу правил нечіткого виводу системи. При цьому навчання в системі виконано автоматично так, щоб мінімізувати відхилення між результатами нечіткого моделювання та експертними даними.

Методика створення нечіткої нейронної мережі ANFIS, призначеної для прогнозування періодів простою поїздів, в середовищі Matlab наступна.

Етап 1. Запуск ANFIS-редактора.

Етап 2. Завантаження навчальної вибірки: в області завантаження даних (Load Data) вибір типу даних, наприклад, навчальна вибірка (Training) та натиск на кнопку «Load Data»; вибір файлу Dataprognoz.dat в діалоговому вікні.

Етап 3. Створення вихідної системи нечіткого логічного висновку в області генерування (Generate FIS):

- вибір способу створення системи - генерування системи за методом решітки (Grid partition) без кластеризації (метод Sub. Clustering використовується для побудови систем з функціями кластеризації);

- введення кількості термів для кожної вхідної змінної у вікні введення параметрів – 6 вхідних змінних, кожна має два терми;

- введення типу функцій належності для вхідних і вихідних змінних у вікні введення параметрів - вхідні параметри мають трикутну функцію приналежності (trimf); вихідний параметр являє собою постійну величину (constant).

Етап 4. Виконання навчання мережі в області навчання (Train FIS):

- вибір методу оптимізації (Optim. Method) - гібридний метод, який об'єднує метод зворотного поширення помилки з методом найменших квадратів (hybrid);

- завдання поля необхідної точності навчання (Error tolerance) - 0;

- поле завдання кількості ітерацій навчання (Epochs) - 30 epochs;

- запуск режиму навчання (Train Now).

Етап 5. Тестування нечіткої системи з виведенням результатів в область візуалізації: в області тестування (Test FIS) вибору вибірки - Dataprognoz.dat, запуск тестування (Test Now).

Результати попереднього тестування системи показані на рис. 3. При попередньому тестуванні виявлено невеликі розбіжності лише в трьох точках (виділені на графіку чорним колом). Максимальна похибка при навчанні мережі склала 0,0122 хвилини, що є дуже гарним показником. Структура спроектованої системи ANFIS приведена на рис. 4.

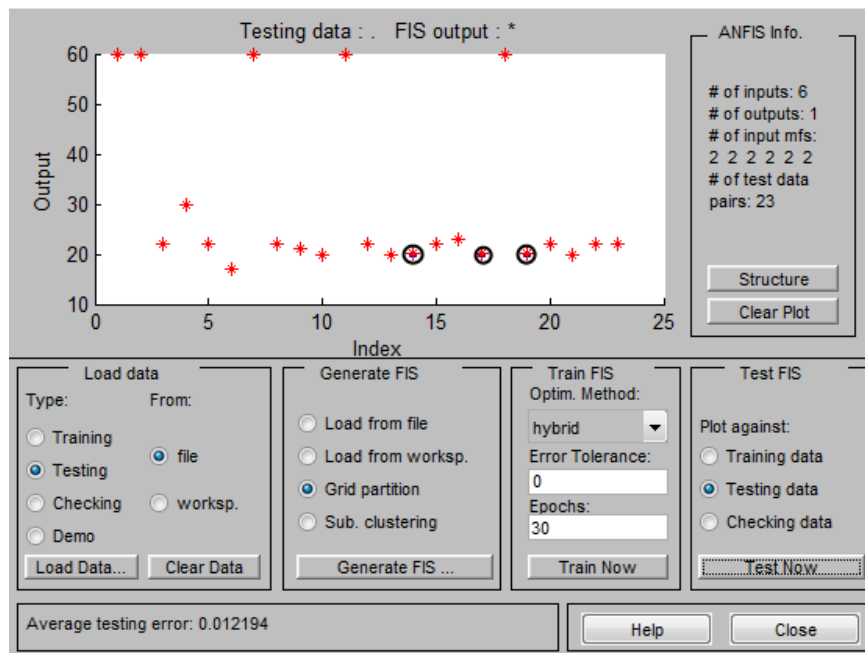


Рис. 3. Результати попереднього тестування системи

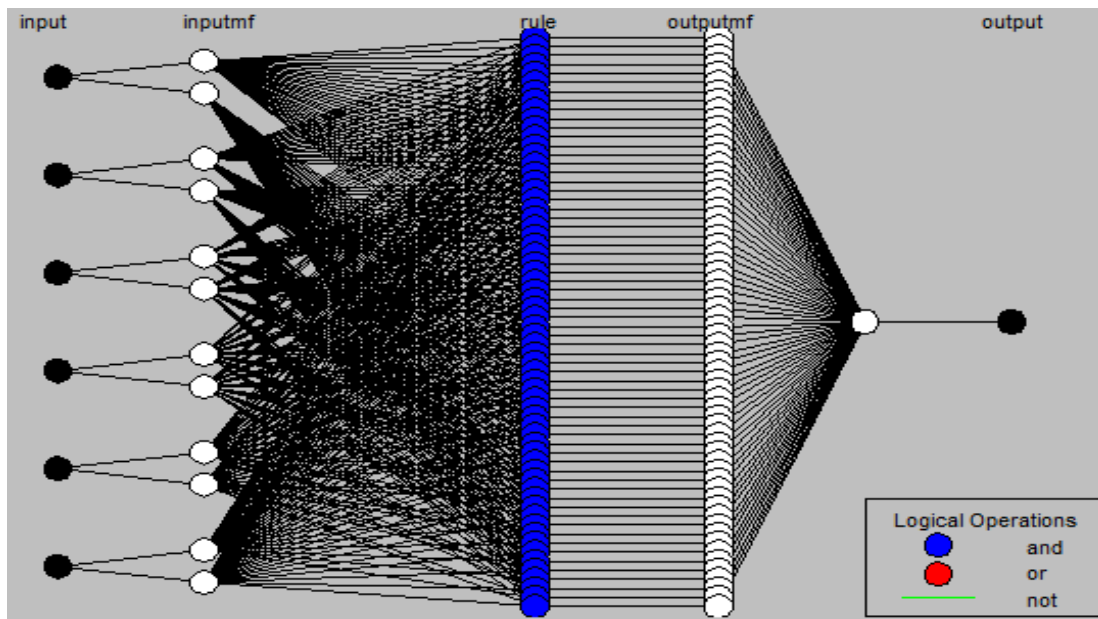


Рис. 4. Структура спроектованої системи нечіткого виводу ANFIS

Як видно з рис. 4, система складається з 5 шарів.

Перший шар (input) має шість вузлів $X(t-6)$, $X(t-5)$, $X(t-4)$, $X(t-3)$, $X(t-2)$, $X(t-1)$, на які подаються вхідні дані. Перший шар виконує роздільну фазифікацію кожної змінної, визначаючи для кожного j -го правила виведення значення коефіцієнта приналежності відповідно до застосовуваної функції фазифікації. Це параметричний шар з параметрами c_i, σ_i, b_i (шар називається параметричним, оскільки в процесі навчання мережі підбору підлягають параметри цього шару) [3].

Другий шар (inputmf) складається з 12 вершин, оскільки кожній вхідній змінній відповідає 2 терми. Другий шар виконує агрегування окремих змінних x_i , визначаючи результуюче значення коефіцієнта приналежності для вектора x (рівень активізації правила виводу). Цей шар непараметричний.

Третій шар (rule) являє собою генератор функції TSK. Це параметричний шар, в якому адаптації підлягають лінійні ваги, що визначають функцію слідства моделі TSK.

Четвертий шар (outputmf) складається з функцій приналежності для кожного правила нечіткого виводу; кількість вершин цього шару відповідає кількості правил $2^6 = 64$. Цей шар непараметричний.

П'ятий шар (output) – нормалізуючий. Він має єдину вершину, яка відповідає виходу системи. Цей шар непараметричний.

База правил нечіткого виводу, складається з 64 правил, на основі яких створюється прогноз за

алгоритмом Сугено, що представлений в наступній формі [4]:

$$\text{П1: якщо } x \in A1 \text{ і } y \in B1, \text{ то } z_1 = a_1x + b_1y,$$

$$\text{П2: якщо } x \in A2 \text{ і } y \in B2, \text{ то } z_2 = a_2x + b_2y.$$

1. Нечіткість: знаходяться ступені істинності для передумов кожного правила: $A1(x_0)$, $A2(x_0)$, $B1(y_0)$, $B2(y_0)$.

2. На другому етапі знаходяться рівні відсікання для передумов кожного правила й індивідуальні виходи правил за формулами:

$$z_1^* = a_1x_0 + b_1y_0,$$

$$z_2^* = a_2x_0 + b_2y_0.$$

(6)

3. На третьому етапі визначається чітке значення змінної виводу

$$z_0 = \frac{\alpha_1 z_1^* + \alpha_2 z_2^*}{\alpha_1 + \alpha_2}$$

(7)

Правила нечіткого виводу мають вигляд:

If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf1) and (input5 is in5mf1) and (input6 is in6mf1) then (output is out1mf1).

Інтерпретація першого правила наступна.

Якщо (вхідна змінна на 1 вході має функцію приналежності 1) і (вхідна змінна на 2 вході має функцію приналежності 1) і (вхідна змінна на 3 вході має функцію приналежності 1) і (вхідна змінна на 4 вході має функцію приналежності 1) і (вхідна змінна на 5 вході має функцію приналежності 1) і (вхідна

змінна на 6 вході має функцію приналежності 1), то (вихідній змінній відповідає функція приналежності 1).

Графік функції приналежності першого входу системи ANFIS представлений на рис. 5, графіки функцій приналежності для інших входів аналогічні.

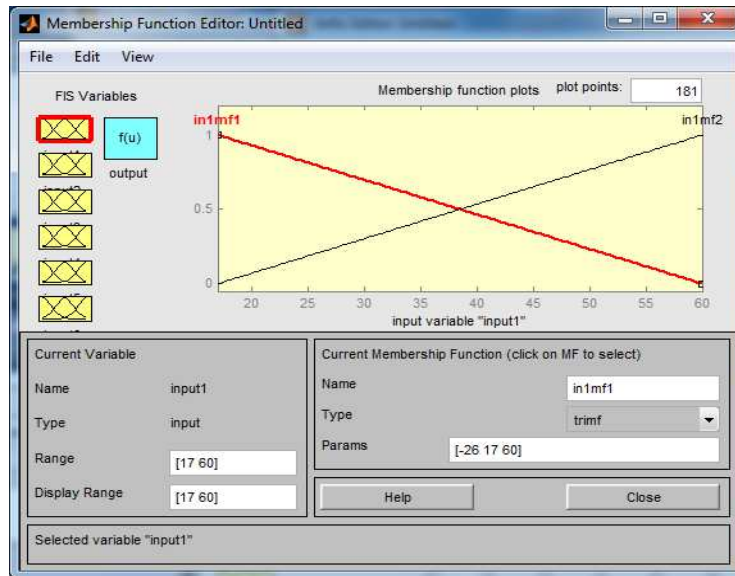


Рис. 5. Функція приналежності системи нечіткого виводу

Перевірка роботи системи. Для перевірки адекватної роботи системи взято 6 останніх значень з навчальної вибірки та використано їх для отримання прогнозу. На базі одержаних даних побудовано графіки прогнозів періодів простою поїздів, які представлені на рис. 6. Із рис. 6 видно, що система видає прогноз, близький до реальних значень лише перші три кроки. Потім похибка починає різко зростати, і прогноз скоріше відображає загальну тенденцію ніж показує реальну картину. Покращити здатність системи до прогнозування можливо збільшивши число входів системи (це розширить сферу пошуку закономірностей) та збільшивши навчальну вибірку, але для цього необхідно мати більш потужну апаратно-програмну базу та більш повну історію прибуття та простою поїздів на станції.

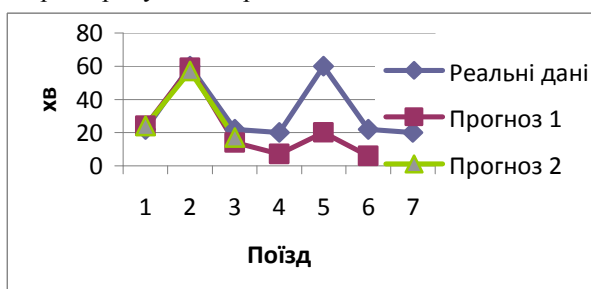


Рис. 6. Прогноз періодів простою поїздів
3. Розробка автоматизованого робочого місця

Для забезпечення взаємодії персоналу з системою розробляється автоматизоване робоче місце (АРМ). Оскільки прогноуюча система реалізована можливостями пакету Matlab R2010b, закономірно використати можливості пакету для створення графічного інтерфейсу взаємодії з прогноуючою системою.

Графічні можливості системи Matlab являються потужними та різноманітними [5]. При роботі з графікою у системі Matlab, можна виділити високорівневу та низькорівневу (дескрипторну) графіку, орієнтовану на програмістів, коли кожному графічному об'єкту ставиться у відповідність дескриптор, на який можливі посилання при використанні графічного об'єкту. Дескрипторна графіка дозволяє здійснювати візуальне програмування об'єктів користувачького інтерфейсу керуючих кнопок, текстових панелей і т.д. Для створення додатків з графічним інтерфейсом до складу Matlab входить спеціалізована середовище розробки – GUIDE. На рис. 7 приведено графічне вікно роботи програми.

Як видно з рис. 7 графічний інтерфейс працездатний та достатньо інформативний. Користувач може отримати результат не лише у символічному вигляді, але й має можливість вивчити дані в графічній формі представлення, що іноді буває дуже корисно. Оцінено, що для станції «П'ятихатки»

прогнозуемий час простою прибуваючих поїздів відрізняється від реального не більше як на 8 %.

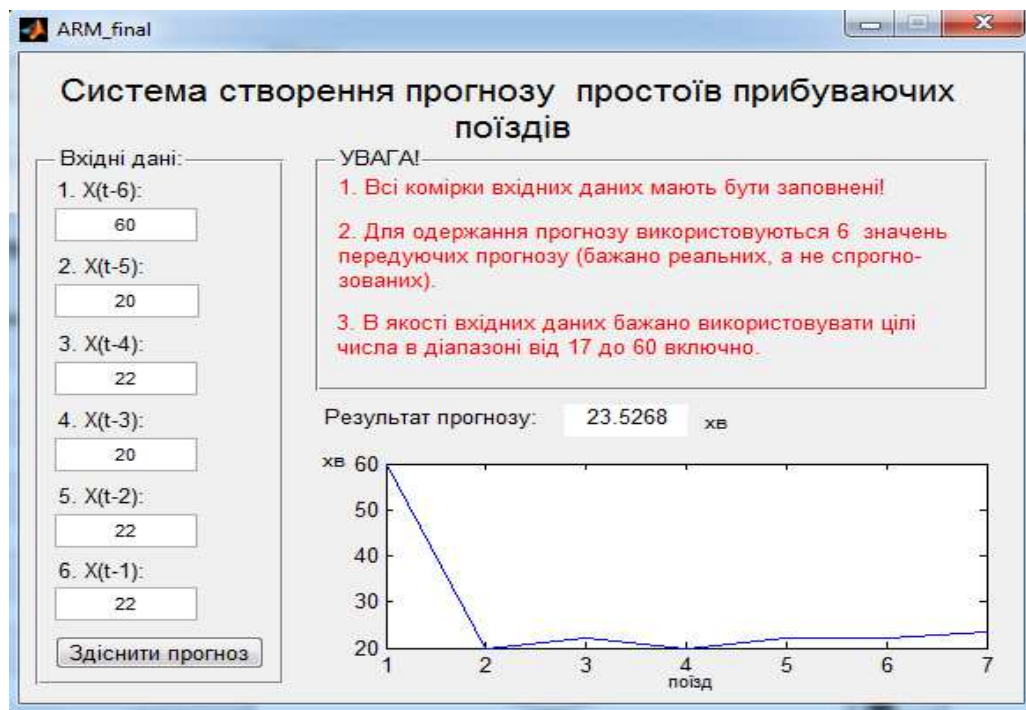


Рис. 7. Результат роботи програми

Висновки

1. Проведено огляд інструментальної бази для розробки прогнозуючих систем на базі нейронних мереж. Серед багатьох закордонних і вітчизняних аналогів суттєвими перевагами виділився пакет Matlab.

2. Виконано аналіз різних архітектур нейронних мереж, придатних для прогнозування. На фоні звичайних нейронних мереж значними перевагами виділилася гібридна система ANFIS, яка поєднує в собі сильні сторони нейронних мереж і систем нечіткого виводу.

3. При побудові нейронечіткої системи виконано дослідження можливих структур і способів побудови системи. Остаточний вибір залишився за 6-вхідною системою з використанням алгоритму прогнозу Такагі-Сугено.

4. Вирішена задача прогнозування простоїв вантажних поїздів на основі мережі ANFIS. Оцінено, що за певний період для станції «П'ятихатки» прогнозуемий час простою прибуваючих поїздів відрізняється від реального не більше як на 8 %.

5. Для створення АРМу використано потужний вбудований графічний редактор пакету Matlab, який дозволив реалізувати інформативну і високоефективну систему за допомогою досить простих і доступних інструментів.

Література

1. Тархов Д.А. Нейронные сети. Модели и алгоритмы [Текст] // Д.А. Тархов. – М.: Радиотехника, 2005. – 256 с.
2. [Marcian N. Cirstea](#). Neural and Fuzzy Logic Control of Drives and Power Systems [Текст] // [Marcian N. Cirstea](#), [Andrei Dinu](#), [Jeen G. Khor](#), [Malcolm McCormick](#). – [Newnes](#), 2002. – 400 p.
3. Черняховская Л. Р. Нейро-нечеткое моделирование в среде Matlab [Текст] // Л.Р. Черняховская, Р.А. Шкундина, И.В. Осипова, И.Б. Герасимова. Уфа, 2004. – 20 с.
4. Дьяконов В.И. Математические пакеты расширения MATLAB. Специальный справочник [Текст] // В. И. Дьяконов, В. О. Круглов. – Санкт-Петербург: Питер, 2001. – С. 307–309
5. Бадриев И.Б. Разработка графического пользовательского интерфейса в среде MATLAB [Текст] // И.Б. Бадриев, В.В. Бандеров, О.А. Задворнов. – Казань: Казанский государственный университет, 2010. – 113 с.

Пахомова В.Н., Дмитриев С.Ю. **Разработка подсистемы оперативного прогнозирования простоев прибывающих поездов на основе ANFIS-системы.** Выполнен анализ существующих искусственных нейронных сетей для решения задач прогнозирования. Определено, что для прогнозирования простоев поездов целесообразно использовать гибридную сеть, которая объединит в себе преимущества нейронных сетей и систем нечеткого вывода. Спроектирована шести входовая нейронечеткая сеть ANFIS, предоставляющая прогноз периодов простоя поездов по алгоритму Такаги-Сугено. Составлена методика создания системы ANFIS в среде Matlab. Разработана подсистема оперативного прогнозирования простоев прибывающих поездов на основе ANFIS-системы. Выполнена оценка точности предложенной методики.

Ключевые слова: прогнозирование, нейронечеткая сеть ANFIS, функция принадлежности, терм, фазификация, алгоритм Такаги-Сугено.

PAKHOMOVA V. N., DMITRIEV S. Y. **The development of arriving train demurrage operational forecasting subsystem on the base of ANFIS system.** The analysis of the existing artificial neural networks for solving the problems of forecasting has been performed. It has been determined that in order to predict train demurrage it is advisable to use a hybrid network that combines the advantages of neural networks and fuzzy inference systems. Six-input neuro-fuzzy ANFIS network, providing the forecast of train demurrage periods according to the Takagi-Sugeno algorithm has been designed. The method of the ANFIS system creation in Matlab medium has been drawn up. The arriving train demurrage operational forecasting subsystem on the base of ANFIS system has been developed. The accuracy ranking of the proposed method has been performed.

Key words: forecasting, neuro-fuzzy ANFIS network, the membership function, term, fazifikatsiya, the Takagi-Sugeno algorithm.

Рецензент д.т.н., професор Жуковицький І.В.
(ДНУЗТ)

Поступила 05.08.2013г.