

УДК 621.316:62-8:004.9

*Сергій Іванець, Олексій Красножон***ДОСЛІДЖЕННЯ РОБОТИ НЕЙРОНЕЧІТКОЇ СИСТЕМИ ВІДСТЕЖЕННЯ ТОЧКИ МАКСИМАЛЬНОЇ ПОТУЖНОСТІ ФОТОЕЛЕКТРИЧНОГО ПЕРЕТВОРЮВАЧА***Сергей Иванец, Алексей Красножон***ИССЛЕДОВАНИЕ РАБОТЫ НЕЙРОНЕЧЁТКОЙ СИСТЕМЫ ОТСЛЕЖИВАНИЯ ТОЧКИ МАКСИМАЛЬНОЙ МОЩНОСТИ ФОТОЭЛЕКТРИЧЕСКОГО ПРЕОБРАЗОВАТЕЛЯ***Sergey Ivanets, Oleksii Krasnozhon***THE STUDY OF WORK OF NEURO FUZZY SYSTEM OF TRACKING THE POINT OF MAXIMUM POWER OF PHOTOVOLTAIC INFERENCE**

Запропоновано та описано структуру нечіткої системи типу Сугено відстеження точки максимальної потужності фотоелектричного перетворювача. Обґрунтовано вибір початкових параметрів цієї системи, виконано її початкове налаштування. Сформовано зміст навчальної вибірки для багатошарової штучної нейронної мережі на основі отриманих раніше апроксимацій. Проведено пошук оптимальних параметрів процесу навчання мережі. Проведено порівняння та обґрунтування доцільності використання нечітких функцій належності Гаусса порівняно з іншими типами функцій. Виконано налаштування системи на оптимум функціонування. Проведено моделювання роботи системи в Matlab Simulink. Обраховано значення відносної похибки функціонування розглянутої системи.

Ключові слова: точка максимальної потужності, поверхня керування, універсальна апроксимація, лінгвістична змінна, функція належності, штучна нейронна мережа, вибірка для навчання, моделювання, Мамдані, Сугено, ввідна похибка, нечітка логіка, фотоелектричний перетворювач.

Рис.: 7. Табл.: 4. Бібл.: 7.

Предложена и описана структура нечёткой системы типа Сугено отслеживания точки максимальной мощности фотоэлектрического преобразователя. Обоснован выбор начальных параметров этой системы, выполнена её базовая настройка. Сформировано содержимое обучающей выборки для многослойной искусственной нейронной сети на основании полученных ранее аппроксимаций. Проведён поиск оптимальных параметров процесса обучения сети. Проведено сравнение и обоснование целесообразности использования нечётких функций принадлежности Гаусса в сравнении с другими типами функций. Выполнена настройка системы на оптимум функционирования. Проведено моделирование работы системы в Matlab Simulink. Вычислено значение относительной погрешности функционирования рассмотренной системы.

Ключевые слова: точка максимальной мощности, поверхность управления, универсальная аппроксимация, лингвистическая переменная, функция принадлежности, искусственная нейронная сеть, обучающая выборка, моделирование, Мамдани, Сугено, относительная погрешность, нечёткая логика, фотоэлектрический преобразователь.

Рис.: 7. Табл.: 4. Библ.: 7.

Proposed and described the structure of Sugeno fuzzy maximum power point tracking system of photovoltaic. The choice of the initial parameters of the system, made its basic setting. Formed contents of the training sample for multi-layer artificial neural network on the basis of the previous approximations. Conducted the search for optimal parameters of the process of learning network. A comparison of and rationale for the use of fuzzy membership functions Gauss compared to other types of functions. Configure the system for optimum performance. The simulation of the system in Matlab Simulink. Calculate the value of the relative error of the functioning of the system considered.

Key words: maximum power point control surface, universal approximation, linguistic variable, membership function, artificial neural network, training set, modeling, Mamdani, Sugeno, relative error, fuzzy logic, photovoltaic.

Fig.: 7. Tabl.: 4. Bibl.: 7.

Вступ. Як зазначалося в [1; 2], на сьогодні попит на використання фотоелектричних перетворювачів енергії істотно зростає, тому запропонований метод побудови системи відстеження точки максимальної потужності цих пристроїв, що базується на використанні математичного апарату нечіткої логіки, є актуальним та своєчасним. Крім того, у статтях [3; 4] детально описано та проаналізовано метод пошуку аналітичного опису поверхні керування для таких систем, який ґрунтується на універсальній апроксимації залежності опору навантаження фотоелектричного перетворювача від густини потоку падаючого сонячного випромінювання та його робочої температури.

Зважаючи на вищезазначене, нині можна починати розроблення нечіткої системи відстеження точки максимальної потужності фотоелектричних перетворювачів.

Мета статті. У статті [4] було проведено аналіз та зроблено вибір щодо найбільш оптимального аналітичного опису поверхні керування. Очевидно, що запропонована універсальна апроксимація дає прийнятну відносну похибку (порівняно з експериментальними даними), і вона буде застосовуватися для отримання вибірки для навчання штучної нейронної мережі. У свою чергу, процес навчання нейронної мережі є необхідним, оскільки початкові налаштування запропонованої нечіткої системи не гарантують обчислення найбільш оптимального значення опору навантаження фотоелектричного перетворювача за будь-яких умов. Такий результат може бути наслідком того, що таблиця нечітких правил, а також початковий вибір кількості, типу та початкових параметрів нечітких функцій може задаватися не експертом у конкретній технічній галузі.

Таким чином, метою цієї статті є запропонувати структуру нечіткої систему відстеження точки максимальної потужності фотоелектричних перетворювачів; обґрунтувати вибір параметрів цієї системи; виконати її початкові налаштування; сформувати зміст навчальної вибірки для штучної нейронної мережі; виконати навчання нейронної мережі з відповідною структурою; оцінити ефективність функціонування розробленої системи за допомогою моделювання її роботи. На наш погляд, для вирішення поставлених завдань найбільш оптимальним буде використовувати програмний пакет MATLAB (використовувалася версія R2013a, 8.1.0.604), оскільки він містить всі необхідні інструментальні засоби: Fuzzy Logic Design – для розроблення та налаштування нечіткої системи; Neuro-Fuzzy Design – для навчання штучної нейронної мережі; Simulink – для моделювання роботи системи; m-мова – для виконання обчислень та операцій з файлами.

Виклад основного матеріалу. На першому етапі розроблення нашої нечіткої системи необхідно визначитися з тим, що буде виступати вхідними та вихідними лінгвістичними змінними. У принципі, відповідь на це питання є майже очевидною, вона криється в аналітичному описі поверхні керування, який було отримано в [4]. Отже, першою вхідною лінгвістичною змінною системи буде густина потоку падаючого сонячного випромінювання, другою – робоча температура фотоелектричного перетворювача; вихідною змінною – опір навантаження. В подальшому, з метою уникнення повторів, будемо називати першу вхідну змінну “Solar”, другу – “Temperature”, вихідну – “Resistance”. Тепер покладемо, що значення, які може приймати змінна “Solar”, будуть лежати в діапазоні $0 \text{ Вт/м}^2 \dots 1200 \text{ Вт/м}^2$; для нечіткої змінної “Temperature” – у діапазоні від $-30 \text{ }^\circ\text{C} \dots +80 \text{ }^\circ\text{C}$; для “Resistance” – від 2 Ом до 43 Ом.

На самому початку роботи інструмент Fuzzy Logic Design пропонує створити нечітку систему одного з двох видів: система з нечітким логічним виводом типу Мамдані або типу Сугено. Відмінність між цими типами систем полягає в тому, що система типу Мамдані формує вихідний результат у вигляді нечіткої множини певного виду, а система типу Сугено – у вигляді конкретної числової величини, або ж лінійної функції. Як зазначається в [5], для технічних систем керування найбільш прийнятним є логічний вивід типу Сугено, отже, будемо використовувати саме цей тип систем. Також зауважимо, що вихідна лінгвістична змінна буде представлятися певною кількістю констант.

Тепер необхідно обрати форму та кількість нечітких функцій належності, з яких складатиметься кожна вхідна лінгвістична змінна. Такий вибір будемо виконувати з урахуванням таких вимог [5]:

- усі функції належності, незалежно від форми, повинні мати приблизно однакову ширину;
- сукупність функцій належності має повністю охоплювати діапазон значень лінгвістичної змінної;
- діапазони значень двох сусідніх функцій належності мають перекриватися хоча б на третину від своєї висоти.

Всього існує 5 типів нечітких функцій належності – s , π , γ , t , L [5]. Найбільш поширеними для використання у системах керування є 3 останні типи функцій.

Тому з метою з'ясувати, який з наявних типів функцій належності буде давати більш достовірний результат обчислення опору навантаження, будемо паралельно розробляти 2 системи: в першій будемо використовувати функції належності трикутного (trimf) та трапецієподібного (trapmf) виду, в другій – лише функції Гаусса (gaussmf).

Як зазначається в [5], типовою кількістю нечітких функцій належності для деякої лінгвістичної змінної зазвичай є 5 штук. Перевищення цієї кількості значно підвищує складність нечіткої системи, оскільки це може призвести до суттєвого збільшення кількості нечітких правил без істотного покращення якості обчислення вихідного результату. Мала кількість функцій може призвести до низької точності обчислення вихідного результату. Отже, для кожної вхідної лінгвістичної змінної в кожній з двох типів систем будемо використовувати по 5 нечітких функцій належності. З метою спрощення введемо умовні назви для кожної таких функцій: NB (від Negative Big), NS (від Negative Small), Z (від Zero), PS (від Positive Small), PB (від Positive Big).

Зважаючи на все зазначене вище, можна запропонувати такі нечіткі системи. На рис. 1 зображено загальний вигляд вхідних лінгвістичних змінних для першої нечіткої системи. На рис. 2 зображено загальний вигляд вхідних лінгвістичних змінних для другої нечіткої системи.

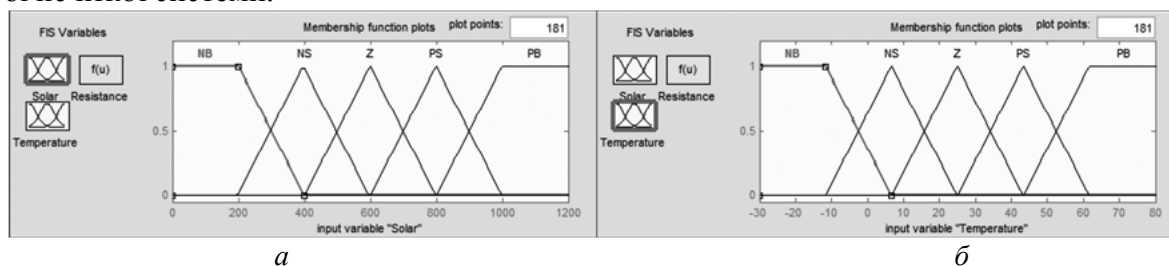


Рис. 1. Загальний вигляд функцій належності першої системи для входів: а – “Solar”; б – “Temperature”

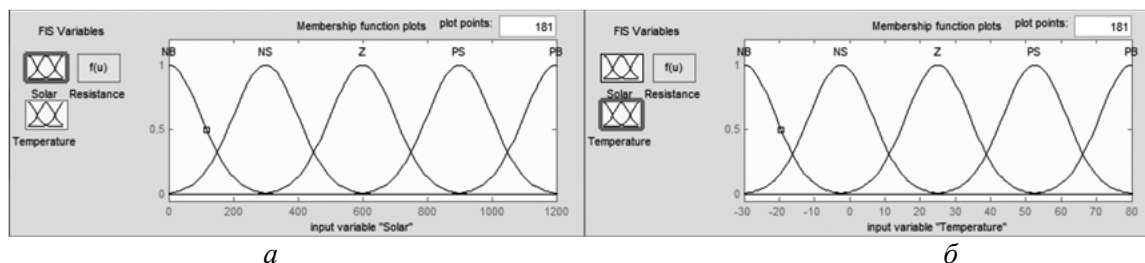


Рис. 2. Загальний вигляд функцій належності другої системи для входів: а – “Solar”; б – “Temperature”

Тепер необхідно приступити до наповнення бази знань нечіткої системи стосовно об'єкта керування, тобто створити таблицю нечітких правил у вигляді, запропонованому Сугено [5]:

$$IF(x_1 \in A_1^{(k)} \text{ AND } x_2 \in A_2^{(k)}) THEN(y_1 = f^{(k)}(x_1, x_2)), \quad (1)$$

де x_1, x_2 – вхідні лінгвістичні змінні нечіткої системи;

y_1 – вихідна лінгвістична змінна;

$A_1^{(k)}, A_2^{(k)}$ – відповідні нечіткі множини;

$k = 1, \dots, N$ – порядковий номер нечіткого правила.

Однак у нашому випадку нечітке правило буде мати такий вигляд:

$$IF(x_1 \in A_1^{(k)} \text{ AND } x_2 \in A_2^{(k)}) THEN(y_1 = c_1^{(k)}), \quad (2)$$

де $c_1^{(k)}$ – числове значення вихідної величини.

Така таблиця була складена на основі аналізу зміни опору навантаження для фотоелектричного перетворювача залежно від умов навколишнього середовища [3]. Для забезпечення максимальної точності отримання вихідної величини ця таблиця має бути повною, тобто в ній мають бути визначеними абсолютно всі правила. Також вона не може містити правила, зміст яких суперечить одне одному.

З погляду комбінаторики очевидно, що повністю визначена таблиця нечітких правил має містити 25 правил, оскільки кожна з двох вхідних змінних має по 5 функцій належності (або термів). У табл. 1 наведено зміст розробленої бази знань, де на перетині вибраних строки та стовпчика знаходиться номер відповідної константи (mf). Вага кожного нечіткого правила виду (2) з табл. 1 приймається рівною 1 (це значення пропонується за замовчуванням). Для чистоти експерименту будемо використовувати однакову таблицю нечітких правил для першої та другої запропонованої системи.

Таблиця 1

Зміст запропонованої бази знань для розроблюваної нечіткої системи

| Нечіткі функції належності змінної “Solar” | Нечіткі функції приналежності змінної “Temperature” | | | | |
|---|---|------|------|------|------|
| | NB | NS | Z | PS | PB |
| NB | mf1 | mf2 | mf3 | mf4 | mf5 |
| NS | mf6 | mf7 | mf8 | mf9 | mf10 |
| Z | mf11 | mf12 | mf13 | mf14 | mf15 |
| PS | mf16 | mf17 | mf18 | mf19 | mf20 |
| PB | mf21 | mf22 | mf23 | mf24 | mf25 |

Після виконання зазначених вище кроків ми закінчили етап розробки нечіткої системи відстеження точки максимальної потужності фотоелектричних перетворювачів, а саме: запропонували структуру нечіткої системи, обґрунтували вибір параметрів системи, виконали її початкові налаштування. Тепер необхідно переходити до етапу налаштування системи на оптимум функціонування через навчання штучної нейронної мережі.

Використання додатка Neuro-Fuzzy Design вимагає формування вибірки для навчання штучної нейронної мережі, яка має бути представлена у вигляді трьох стовпчиків, розділених між собою знаком табуляції. Кожний зі стовпчиків містить відповідне значення, яке може приймати конкретна лінгвістична змінна. Порядок розміщення стовпчиків у напрямку зліва-направо відповідає наступному порядку лінгвістичних змінних: “Solar” → “Temperature” → “Resistance”. Скориставшись аналітичним описом поверхні керування, який було отримано у вигляді універсальної апроксимації в [4], та зважаючи на те, що навчальна вибірка буде зберігатися в окремому файлі (який обов’язково повинен мати розширення *.dat), можна створити наступну програму на мові, яка б отримувала числові значення векторів цієї навчальної вибірки:

```
S= 100:100:1200; %This is irradiance
T= -30:10:80; %This is temperature
fid= fopen('<file path>','wt');
for i= 1:numel(S)
    for j= 1:numel(T)
        x=-9.1168e-005*T(j)^3-0.0538*T(j)^2+6.1233*T(j)+3356.9;
        a1=1.7288e-012*T(j)^3+2.7858e-009*T(j)^2+3.6226e-007*T(j)+1.9018e-005;
        a0=-2.5943e-006*T(j)^2 -2.7593e-004*T(j)+0.9852;
        Z(i,j)= x/S(i)^(a1*S(i)+a0);
        Q= [S(i), T(j), Z(i,j)];
        dlmwrite('<file path>', Q, 'delimiter', '\t', 'precision', 9, '-append');
    end
end
fclose('all');
```

У результаті виконання цих операцій було отримано файл з навчальною вибіркою місткістю у 144 строки. Після запуску вказаного додатка і завантаження в нього структури нашої нечіткої системи (файла з розширенням *.fis), автоматично було створено штучну нейронну мережу з відповідною структурою, яку зображено на рис. 3. Зазначимо, що структура такої мережі ніяк не залежить від типу функцій належності, тобто вона буде однаковою для обох систем.

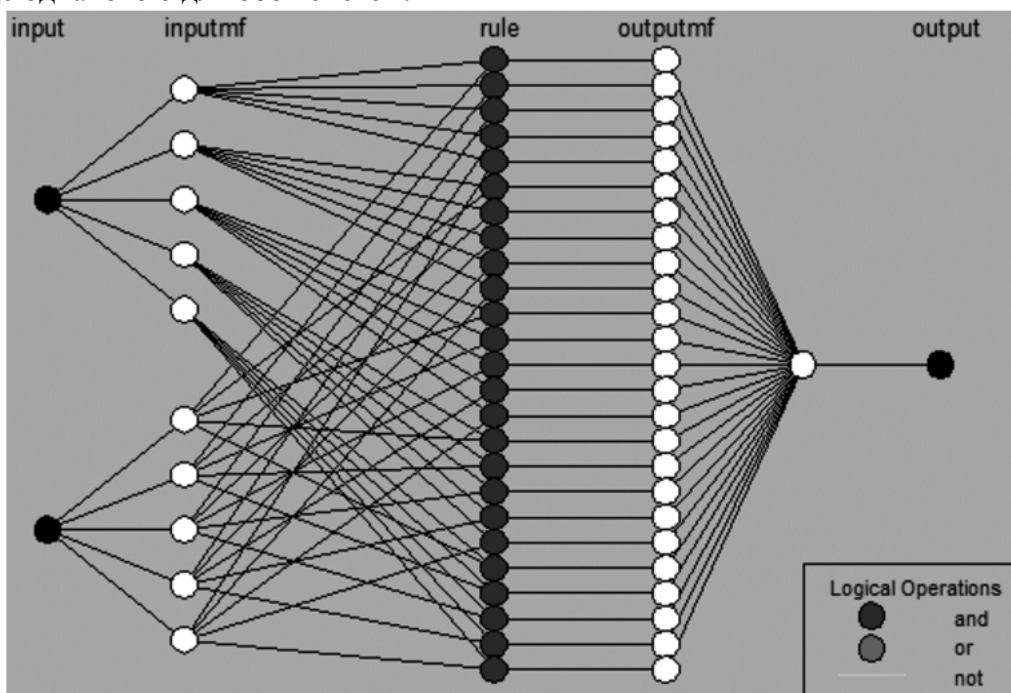


Рис. 3. Структура штучної нейронної мережі для налаштування параметрів нечіткої системи

Після цього необхідно вказати, яким із методів буде виконуватися навчання штучної нейронної мережі (випаде меню Optim. Method): зворотного розповсюдження помилки (backprogra) або гібридний (hybrid). Оскільки кожний із методів навчання має як свої істотні переваги, так і недоліки [5], тому важко сказати наперед, який із них дозволить отримати меншу похибку. Отже, будемо навчати штучну нейронну мережу обома методами, щоб потім порівняти результати та обрати найбільш оптимальний варіант.

Оскільки ми наперед не знаємо, до якого значення може знизиться відносна похибка обчислення результату штучною нейронною мережею після навчання (а для розробленої системи взагалі краще, щоб ця похибка була якомога меншою), тому залишимо значення у полі Error Tolerance без змін, тобто рівним 0. Поле Epochs визначає кількість ітерацій, під час яких буде застосовуватися вибраний метод навчання, початкове значення – 3. Очевидно, що це значення є неприйнятним для нашої системи, тому будемо змінювати його з метою пошуку найменшого значення похибки навчання.

У табл. 2 наведено результати експериментів з навчання штучної нейронної мережі для першої нечіткої системи (яка містить трикутні та трапецієподібні нечіткі функції належності для входних лінгвістичних змінних). У табл. 3 – аналогічні результати для нечіткої системи з функціями належності Гаусса.

Таблиця 2

Результати навчання штучної нейронної мережі для першої нечіткої системи

| Кількість ітерацій | Похибка навчання, % | |
|--------------------|-----------------------------------|-----------|
| | зворотного розповсюдження помилки | гібридний |
| 1000 | 13,6198 | 4,21109 |
| 5000 | | |
| більше 5000 | | |

Таблиця 3

Результати навчання штучної нейронної мережі для другої нечіткої системи

| Кількість ітерацій | Похибка навчання, % | |
|--------------------|-----------------------------------|-----------|
| | зворотного розповсюдження помилки | гібридний |
| 1000 | 10,1762 | 0,3968 |
| 5000 | 0,45549 | 0,21931 |
| 10000 | 0,15853 | 0,12126 |
| 15000 | 0,12184 | 0,071561 |
| 20000 | 0,10543 | 0,044143 |
| 25000 | 0,095626 | 0,028298 |
| 30000 | 0,88986 | 0,018792 |
| 35000 | 0,84146 | 0,014919 |
| 40000 | 0,080436 | 0,014919 |

Аналізуючи дані з табл. 2 і 3 загалом можна зробити висновок, що результати навчання штучної нейронної мережі гібридним методом значно кращі, ніж методом зворотного розповсюдження помилки. При цьому мережа для другої нечіткої системи (з функціями Гаусса) навчається значно краще, ніж перша. Неважко помітити, що найбільш оптимальним є варіант навчання штучної нейронної мережі, що покладена в основу другої нечіткої системи, впродовж 35000 ітерацій гібридним методом, оскільки при цьому похибка навчання мережі становить $\approx 0,015\%$. Такий результат може пояснюватися такими особливостями:

- при однаковій ширині трикутної функції і функції Гауса, площа, яку охоплює остання, буде більшою;

- нелінійний характер наростання та спадання функції Гаусса дозволяє більш точно вибирати точку перетину нечітких функцій належності;

- функція Гаусса має лише два параметри – центр функції та ширину, на відміну від трикутної та трапецієподібної функцій, які мають по три і чотири параметри відповідно.

Велику кількість ітерацій гібридного методу, необхідних для навчання штучної нейронної мережі, можна пояснити такими міркуваннями:

- навчальна вибірка складається з досить великої кількості векторів (144 одиниці), а отже, нейронна мережа повинна навчитися, щоб достовірно «вгадувати» таку кількість результатів;

- розподілення величин опору навантаження в усьому діапазоні допустимих значень носить дуже нерівномірний характер: кількість значень опору, що знаходяться в діапазоні 2–5 Ом значно перевищує ті, що знаходяться в діапазоні 30–50 Ом;

- структура нейронної мережі має 3 прихованих шари, кожний з яких містить досить велику кількість нейронів;

- конкретне значення відносної похибки навчання не було задано наперед, оскільки воно має бути якомога меншим.

Можна висунути припущення, що відносна похибка при навчанні мережі методом зворотного розповсюдження помилки дозволить отримати результат і краще, ніж гібридний метод, однак, очевидно, що це станеться при значно більшій кількості ітерацій.

На рис. 4 графічно проілюстровано процес навчання для найбільш оптимального варіанта. З рис. 4 видно, що процес навчання штучної нейронної мережі закінчився десь після 32 500 ітерацій, адже після цього кроку значення похибки вже більше не змінювалося.

На цьому процес навчання штучної нейронної мережі можна вважати закінченим. У результаті чого ми отримали повністю налаштовану нечітку систему відстеження точки максимальної потужності фотоелектричного перетворювача. Зважаючи на результати проведених експериментів, у подальшому будемо використовувати лише нечітку систему з функціями належності Гаусса. На рис. 5 зображено загальний вигляд функцій належності для вхідних лінгвістичних змінних налаштованої системи.

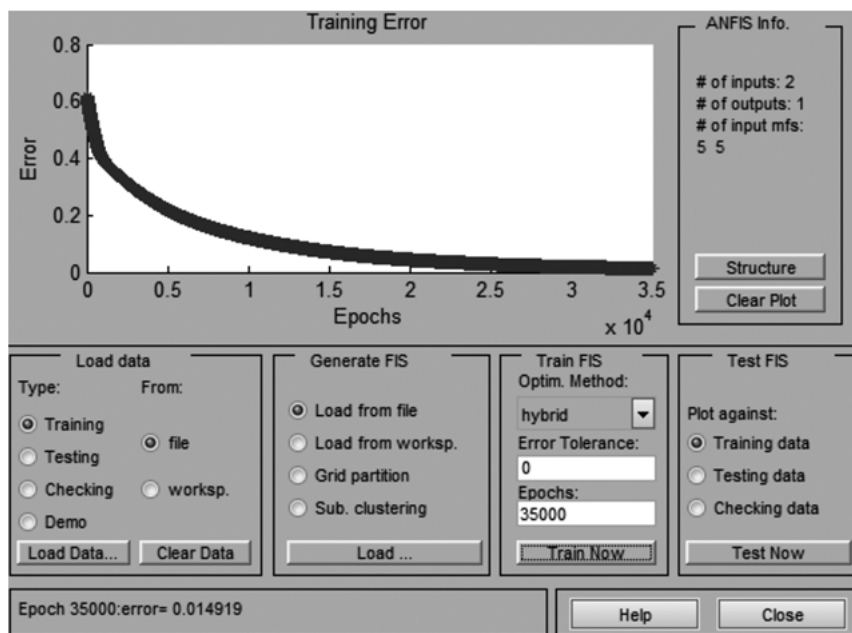


Рис. 4. Ілюстрація процесу навчання штучної нейронної мережі

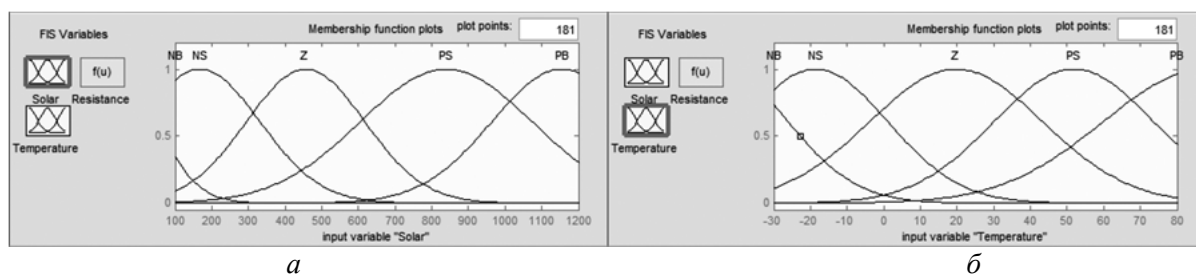


Рис. 5. Загальний вигляд функцій належності налаштованої системи для входів: а – “Solar”; б – “Temperature”

Порівнюючи між собою рис. 2 та 5, можна побачити, що процес навчання вніс істотні зміни в параметри функцій належності вхідних лінгвістичних змінних, однак зміст таблиці нечітких правил (табл. 1), а також вага кожного з правил залишилися незмінними. Числові значення величин, з яких складається змінна “Resistance”, наведено в табл. 4. Фактично, це і є значення опору навантаження для фотоелектричного перетворювача.

Таблиця 4

Числові значення констант для змінної “Resistance”

| Найменування константи | Числове значення | Найменування константи | Числове значення | Найменування константи | Числове значення |
|------------------------|------------------|------------------------|------------------|------------------------|------------------|
| mf1 | 78,54 | mf10 | 20,44 | mf19 | 4,603 |
| mf2 | 91,23 | mf11 | 5,621 | mf20 | 4,364 |
| mf3 | 97,82 | mf12 | 6,429 | mf21 | 1,994 |
| mf4 | 108,2 | mf13 | 6,796 | mf22 | 2,154 |
| mf5 | 117,1 | mf14 | 7,359 | mf23 | 2,15 |
| mf6 | 13,62 | mf15 | 7,479 | mf24 | 2,077 |
| mf7 | 15,78 | mf16 | 3,722 | mf25 | 1,585 |
| mf8 | 16,94 | mf17 | 4,193 | | |
| mf9 | 18,78 | mf18 | 4,368 | | |

Очевидно, що тепер можна переходити до процесу моделювання роботи розробленої системи з метою оцінювання точності її функціонування. У статті [4] зазначалося, що відносна похибка для запропонованої універсальної апроксимації для аналітичного опису поверхні керування розробленої системи за модулем не перевищує значення 1,6 % у діапазоні доцільного використання фотоелектричних перетворювачів [6], і не перевищує 6,3 % поза межами діапазону. Очевидно, що таку відносну похибку до обрахування опору наван-

TECHNICAL SCIENCES AND TECHNOLOGIES

таження вносять отримані апроксимаційні поліноми. Однак штучна нейронна мережа також буде вносити певну похибку, тому будемо проводити оцінювання таким чином.

За допомогою бібліотек компонентів оболонки Simulink [7] створимо першу модель системи відстеження точки максимальної потужності фотоелектричного перетворювача, в якій оптимальне значення опору навантаження при заданих умовах обчислюється на основі універсальної апроксимації. Результат створення першої моделі зображено на рис. 6. На наступному кроці створимо другу модель системи, але в ній значення опору навантаження буде обчислюватися вже за допомогою налаштованої нечіткої системи. Результат створення другої моделі зображено на рис. 7.

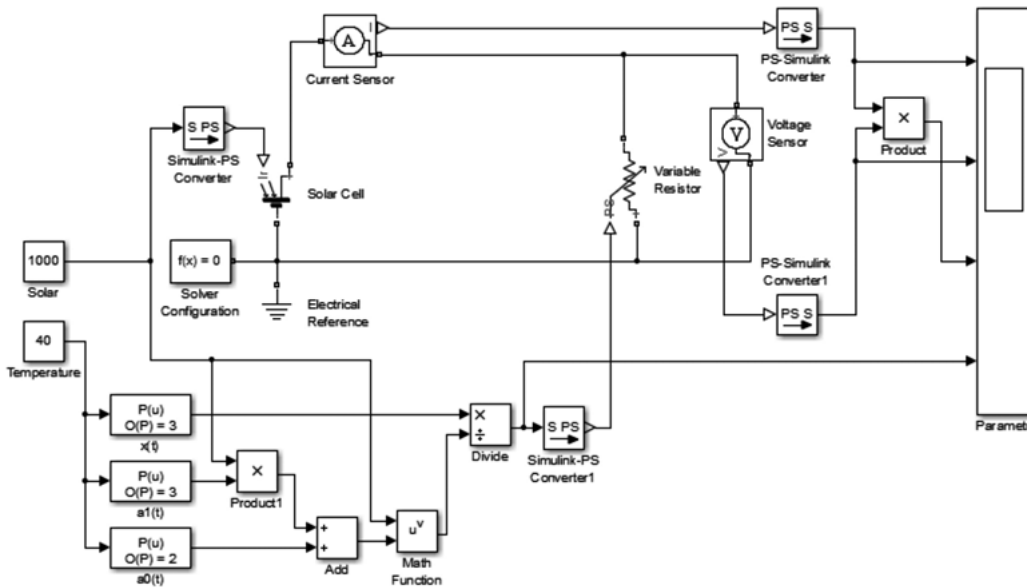


Рис. 6. Модель системи відстеження точки максимальної потужності фотоелектричного перетворювача на основі універсальної апроксимації

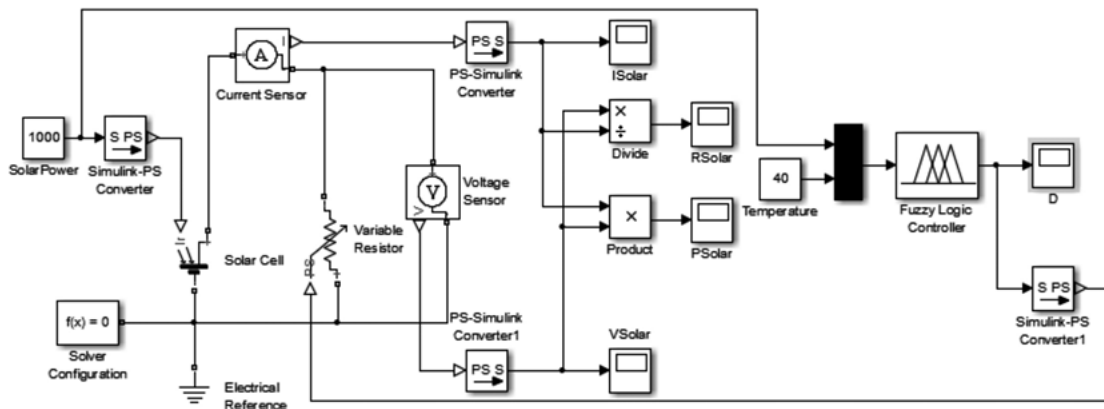


Рис. 7. Модель системи відстеження точки максимальної потужності фотоелектричного перетворювача на основі нечіткої логіки

Очевидно, що тепер ми можемо промоделювати роботу обох систем і на основі отриманих значень опорів навантаження оцінити відносну похибку функціонування розробленої нейронечіткої системи.

Відносна похибка між будь-якими відповідними значеннями опорів навантаження розраховувалась за формулою:

$$\varepsilon_i = \frac{|R1_i - R2_i|}{R1_i} \cdot 100\%, \tag{3}$$

де i – порядковий номер обчислення, що виконується.

З аналізу отриманих результатів моделювання, можна зробити такі висновки:

– максимальна відносна похибка між результатами обчислення опору навантаження фотоелектричного перетворювача через універсальну апроксимацію і через розроблену та налаштовану нейронечітку систему не перевищує значення у 0,6345 % у діапазоні доцільного функціонування перетворювача;

– максимальна відносна похибка між результатами обчислення опору навантаження фотоелектричного перетворювача через універсальну апроксимацію і через розроблену та налаштовану нейронечітку систему не перевищує значення у 0,7702 % поза межами діапазону доцільного функціонування перетворювача.

Отже, на основі результатів моделювання роботи розробленої та налаштованої нейронечіткої системи відстеження точки максимальної потужності фотоелектричного перетворювача можна впевнено стверджувати, що відносна похибка обчислення опору навантаження не перевищує значення у 2,2345 % у діапазоні доцільного функціонування перетворювача та 7,0702 % поза межами цього діапазону.

Висновки. У цій статті було послідовно було:

– запропоновано та описано структуру нечіткої системи відстеження точки максимальної потужності фотоелектричних перетворювачів;

– обґрунтовано вибір початкових значень для параметрів цієї системи (тобто виконано її початкове налаштування);

– за допомогою пакета Matlab сформовано зміст навчальної вибірки для штучної нейронної мережі з відповідною структурою відповідно до отриманої універсальної апроксимації;

– виконано подальше навчання цієї мережі гібридним методом впродовж 35 000 ітерацій з метою налаштування нечіткої системи на оптимум функціонування;

– за допомогою оболонки Simulink виконано моделювання роботи налаштованої нейронечіткої системи;

– досліджено максимально допустиме відхилення значення опору навантаження фотоелектричного перетворювача, обраховане нейронечіткою системою, від його оптимального значення.

Отримана за допомогою моделювання величина відносної похибки обчислення значення опору навантаження фотоелектричного перетворювача, що обраховується при заданих умовах, розроблена система дозволяє стверджувати, що пошук точки максимальної потужності здійснюється з високою точністю.

Список використаних джерел

1. *Іванець С. А.* Розвиток електроенергетики на основі концепції “інтелектуальних” електричних мереж Smart Grid / С. А. Іванець, О. В. Красножон // Вісник Чернігівського державного технологічного університету. Серія «Технічні науки». – 2013. – № 1 (63). – С. 167–178.

2. *Іванець С. А.* Використання нечіткої логіки в системах відстеження точки максимальної потужності фотоелектричних перетворювачів / С. А. Іванець, О. В. Красножон // Вісник Чернігівського державного технологічного університету. Серія «Технічні науки». – 2014. – № 2 (73). – С. 180–187.

3. *Іванець С. А.* Отримання аналітичного опису поверхні керування для системи відстеження точки максимальної потужності фотоелектричного перетворювача / С. А. Іванець, О. В. Красножон // Вісник Чернігівського державного технологічного університету. Серія «Технічні науки». – 2015. – № 2 (78). – С. 187–196.

4. *Іванець С. А.* Пошук оптимальної ступеневої апроксимації поверхні керування для системи відстеження точки максимальної потужності фотоелектричного перетворювача / С. А. Іванець, О. В. Красножон // Технічні науки та технології. – 2016. – № 2 (4). – С. 91–104.

5. *Рутковская Д.* Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилинский, Л. Рутковский ; пер. с польск. И. Д. Рудинского. – М. : Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.

6. *Tsai Huan-Liang.* Development of Generalized Photovoltaic Model Using MATLAB/SIMULINK / Huan-Liang Tsai, Ci-Siang Tu, Yi-Jie Su // Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science. – 2008, October 22–24. – 6 p.

7. Черных И. В. Моделирование электротехнических устройств в MATLAB, SimPowerSystems и Simulink / И. В. Черных. – М. : ДМК Пресс, 2007. – 288 с.

References

1. Ivanets, S.A., Krasnozhan, O.V. (2013). Rozvytok elektroenerhetyky na osnovi kontseptsii "intelektualnykh" elektrychnykh mrezh Smart Grid [[The development of power industry on the basis of "Smart Grid" conception of "smart" electrical grids]. *Visnyk Chernihivskoho derzhavnoho tekhnolohichnoho universytetu. Seriya «Tekhnichni nauky» – Visnyk of Chernihiv State Technological University. Series "Engineering science"*, no. 1 (63), pp. 167–178 (in Ukrainian).
2. Ivanets, S.A., Krasnozhan, O.V. (2014). Vykorystannia nechitkoi lohiky v systemakh vidstehennia tochky maksymalnoi potuzhnosti fotoelektrychnykh peretvoriuvachiv [The using of fuzzy logic for development of photovoltaic maximum power point tracking systems]. *Visnyk Chernihivskoho derzhavnoho tekhnolohichnoho universytetu. Seriya «Tekhnichni nauky» – Visnyk of Chernihiv State Technological University. Series "Engineering science"*, no. 2 (73), pp. 180–187 (in Ukrainian).
3. Ivanets, S.A., Krasnozhan, O.V. (2015). Otrymannia analitychnoho opysu poverkhni keruvannia dlia systemy vidstehennia tochky maksymalnoi potuzhnosti fotoelektrychnoho peretvoriuvacha [Obtaining of an analytical description of the control surface for the system tracking maximum power point of a photovoltaic cell]. *Visnyk Chernihivskoho derzhavnoho tekhnolohichnoho universytetu. Seriya «Tekhnichni nauky» – Visnyk of Chernihiv State Technological University. Series "Engineering science"*, no. 2 (78), pp. 187–196 (in Ukrainian).
4. Ivanets, S.A., Krasnozhan, O.V. (2016). Poshuk optymalnoi stepenevoi aproksymatsii poverkhni keruvannia dlia systemy vidstehennia tochky maksymalnoi potuzhnosti fotoelektrychnoho peretvoriuvacha [The search for an optimal degree approximation of the surface control for maximum power point tracking system of photovoltaic converter]. *Tekhnichni nauky ta tekhnolohii – Technical sciences and technologies*, no. 2 (4), pp. 91–104 (in Ukrainian).
5. Rutkovskaia, D., Pilinskii, M., Rutkovskii, L. (2006). *Neironnye seti geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy [Artificial neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems]* (I.D. Rudinskii, Trans.). Moscow: Goriachaia liniia Telekom (in Russian).
6. Tsai Huan-Liang, Ci-Siang Tu, Yi-Jie Su (2008). Development of Generalized Photovoltaic Model Using MATLAB/SIMULINK. Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science. October 22–24.
7. Chernykh, I.V. (2007). *Modelirovanie elektrotekhnicheskikh ustroystv v MATLAB SimPowerSystems i Simulink [Simulation of electrical devices in MATLAB. SimPowerSystems and Simulink]*. Moscow: DMK Press (in Russian).

Іванець Сергій Анатолійович – кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри біомедичних радіоелектронних апаратів та систем, Чернігівський національний технологічний університет (вул. Шевченка, 95, м. Чернігів, 14027, Україна).

Іванець Сергій Анатолійович – кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри біомедицинських радіоелектронних апаратів та систем, Чернігівський національний технологічний університет (вул. Шевченко, 95, г. Чернігов, 14027, Україна).

Ivanets Sergey – PhD in Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of Biomedical Radioelectronic Apparatus and Systems Department, Chernihiv National University of Technology (95 Shevchenka Str., 14027 Chernihiv, Ukraine).

E-mail: sergey.ivanets@gmail.com

ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-9587-0783>

ResearcherID: F-6112-2014

Scopus Author ID: 48061088300

Красножон Олексій Васильович – асистент кафедри інформаційних та комп'ютерних систем, Чернігівський національний технологічний університет (вул. Шевченка, 95, м. Чернігів, 14027, Україна).

Красножон Алексей Васильевич – асистент кафедри информационных и компьютерных систем, Чернігівський національний технологічний університет (вул. Шевченко, 95, г. Чернігов, 14027, Україна).

Krasnozhan Oleksii – assistant of Information and Computer Systems department, Chernihiv National University of Technology (95 Shevchenka Str., 14027 Chernihiv, Ukraine).

E-mail: wingcommander@ngs.ru

ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-2500-254X>

ResearcherID: G-4623-2014