

УДК 681.516.54 / 629.7.07

О. П. Голик, асист. Р. В. Жесан, доц., канд. техн. наук

Кіровоградський національний технічний університет

В. М. Штепа, канд. техн. наук

Національний університет біоресурсів і природокористування

Обґрунтування вибору апарату нечіткої логіки з нейромережною адаптацією для керування системою автономного енергопостачання на основі вітро-сонячних установок

В статті обґрунтовано вибір апарату нечіткої логіки з нейромережною адаптацією та проведено оцінку його придатності для створення системи автоматичного керування автономним енергопостачанням на основі енергій сонця та вітру. Запропоновано структуру нечіткої нейронної мережі та архітектуру системи керування автономним енергопостачанням.

автономне енергопостачання, вітро-сонячні установки, електростанція з двигуном внутрішнього згорання, нечітка логіка, нейрона мережа, система нечіткого керування

Світова практика показала, що найдоцільнішим способом енергозабезпечення розподілених невеликих господарств та окремих сільськогосподарських споживачів є створення власних джерел та систем енергопостачання. Коли йдеться про енергозабезпечення автономних споживачів, то енергосистеми часто називають системами автономного енергопостачання (САЕП).

Для енергопостачання автономних споживачів використання відновлюваних джерел енергії є порятунком в умовах енергетичної кризи. Найпоширенішими та доступними відновлюваними джерелами енергії в будь-якій точці планети є сонячна та вітрова енергії.

Аналіз та узагальнення світового досвіду використання сонячної та вітрової енергій для автономного енергопостачання, показали доцільність об'єднання двох або більше установок, що працюють на основі сонячної та вітрової енергій, а також традиційних електроагрегатів з двигунами внутрішнього згорання (ЕА з ДВЗ), в комбінованих енергетичних системах невеликої та середньої потужності.

Метою даної статті є обґрунтування вибору апарату та проведення оцінки його придатності для створення системи автоматичного керування автономним енергопостачанням від енергій сонця та вітру. За основу пропонується взяти елементи нечіткої логіки з нейромережною адаптацією, що є на сьогодні досить новим і мало застосовуваним на практиці підходом [1].

На рис. 1 наведено загальний вигляд САЕП на основі сонячної та вітрової енергій і резервної електростанції – ЕА з ДВЗ.

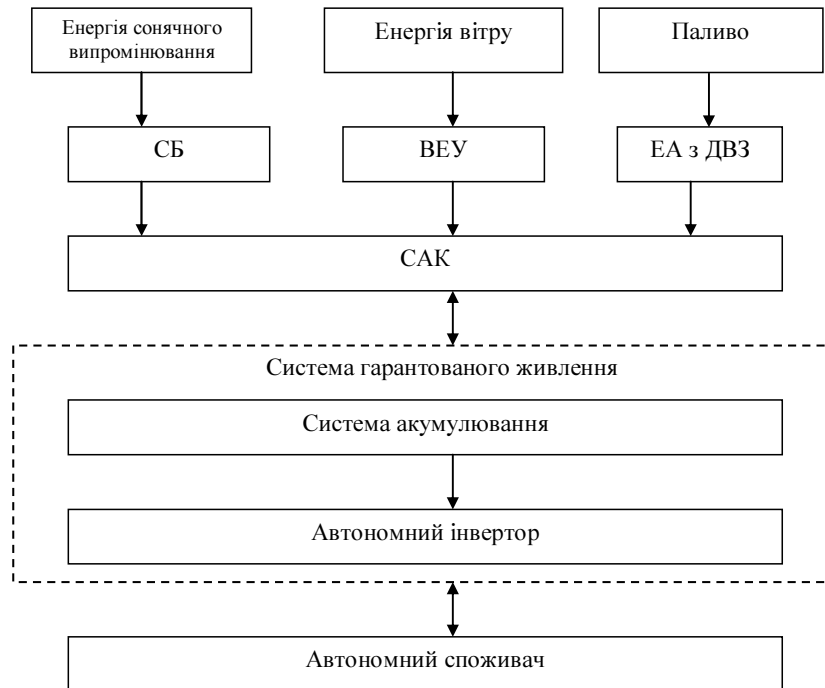
Система акумулювання має в своєму складі акумуляторні батареї, контролер заряду батарей, зарядний пристрій та ін.

Автономний інвертор, який входить до складу системи гарантованого живлення, також має у своєму складі стабілізатор напруги, перетворювач струму та інші пристрої, необхідні для надання електроенергії належної якості.

Завданням нашої системи автоматичного керування (САК) САЕП є оптимізувати процес енергопостачання для автономного споживача. Він залежить головним

чином від:

- метеорологічних та кліматичних умов місцевості (енергетичні потенціали джерел енергії);
- енергетичних потреб автономного споживача;
- обладнання та пристроїв, які входять до складу САЕП.



СБ – сонячна батарея; ВЕУ – вітроелектрична установка; ЕА з ДВЗ – електроагрегат з двигуном внутрішнього згорання; САК – система автоматичного керування

Рисунок 1 – Загальний вигляд САЕП на основі сонячної та вітрової енергій і резервного джерела енергії

Метеорологічні та кліматичні умови Кіровоградського регіону, а саме результати визначення енергетичних потенціалів сонячної та вітрової енергій наведено в роботах [2-4]. Однак передбачити наявність та доступність цих джерел енергії можна лише з деякою імовірністю (внаслідок стохастичного характеру їх надходження). Тобто, можемо сказати, що присутня певна невизначеність.

Енергетичні потреби автономного споживача також мають елемент невизначеності, оскільки повністю передбачити енергетичні потреби споживача досить складно. Це можна зробити з деякою імовірністю, а врахувати наперед додаткових споживачів енергії майже неможливо, внаслідок чого може змінитися графік енергетичного навантаження автономного споживача та збільшитися пікове навантаження системи, а це, в свою чергу, може призвести до неефективної роботи САЕП та неможливості повністю задовольнити потреби споживача в енергії.

Обладнання та пристрої, які входять до складу САЕП, досить суттєво впливають на задоволення енергетичних потреб автономного споживача. Наперед, неможливо передбачити, в який момент часу може вийти з ладу те чи інше обладнання. Наприклад, якщо з будь-якої причини свою роботу зупинять СБ чи ВЕУ (або разом), то споживач не зможе повністю задовольнити свої енергетичні потреби. А якщо вийде з ладу хоча б один з елементів системи гарантованого живлення, то САЕП взагалі припинить свою роботу.

Виходячи з вищевикладеного, можемо сказати, що САЕП працює в умовах невизначеності. Одним з традиційних шляхів розв'язання задачі керування об'єктами в умовах невизначеності є використання адаптивних методів керування. Їхне

застосування дозволяє успішно розв'язувати поставлені задачі. Проте, подібні методи мають деякі особливості, серед яких можна виділити наступні.

На етапі параметричної ідентифікації визначаються параметри моделі об'єкта керування. Таким чином, виникає необхідність у формуванні адекватних моделей об'єктів керування. Однак, із збільшенням розмірів і складності системи істотно ускладнюється її моделювання за допомогою відомих математичних виразів, зростає кількість змінних і параметрів.

Вимірювання окремих змінних і визначення параметрів, особливо у режимі реального часу, можливе лише у лабораторних умовах, і створення цілком адекватної моделі стає досить складною задачею. До того ж деякі особливості поведіння динамічних систем важко формалізувати, тому їх врахування у моделях неможливе.

Тому приходимо до висновку щодо доцільності використання апарату нечіткої логіки (НЛ) з нейромережною адаптацією [1, 5]. Оскільки внаслідок зміни зазначених вище умов нейронної мережі (НМ) можна буде перенавчати за рахунок накопичення бази знань в ході роботи системи. Тим більше, що саме така можливість програмно реалізована у середовищі ANFIS Editor пакету прикладних математичних програм MatLab® [6, 7].

Загалом НЛ призначена для формалізації людських можливостей до наближених міркувань.

Класична логіка по своїй суті ігнорує проблему невизначеності, оскільки всі висловлювання в формальних логічних системах можуть мати лише значення “істина” $\{I, 1\}$ та “фальш” $\{F, 0\}$. На відміну від цього в НЛ істинність міркувань оцінюється з певним ступенем, який може приймати й інші відмінні значення, ніж $\{I, F\}$.

При формуванні системи керування на базі НЛ виходять, насамперед, з того, що стан складної динамічної системи та керуючий вплив САК розглядається як лінгвістичні змінні, які оцінюються якісними термами (засобами природної мови). Кожен терм розглядається як нечітка множина і формалізується за допомогою функції належності.

Формування керуючого впливу здійснюється на основі певного набору правил, які встановлюють зв'язок між станом динамічної системи та керуючим впливом у САК. Визначення керуючого впливу здійснюється шляхом реалізації процедури переходу від функції належності до конкретного числового значення, яке і передається на виконавчий механізм.

Загалом алгоритм функціонування системи керування на базі НЛ наведено на рис. 2. Однак основні етапи можуть бути реалізовані різними способами. Існує ряд апробованих алгоритмів нечіткого виведення: алгоритм Мамдані, алгоритм Цукамото, алгоритм Сугено, алгоритм Ларсена [1, 5-7].

У свою чергу, НМ – це обчислювальні структури, що моделюють прості біологічні процеси, звичайно асоціативні із процесами людського мозку [1].

Штучний нейрон має групу синапсів – однонаправлених вхідних зв'язків, з'єднаних з виходами інших нейронів, а також аксон – вихідний канал, через який сигнал (збудження або гальмування) надходить на синапси наступних нейронів. Кожний вхід множиться на відповідний ваговий коефіцієнт (вагу), аналогічний синаптичній силі, і всі добутки підсумовуються, визначаючи рівень активації (рис. 3).

Найпоширенішою активаційною функцією є нелінійна функція активації S-подібного виду з насиченням (сігмоїд, або логічна функція з насиченням):

$$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-as}}. \quad (1)$$

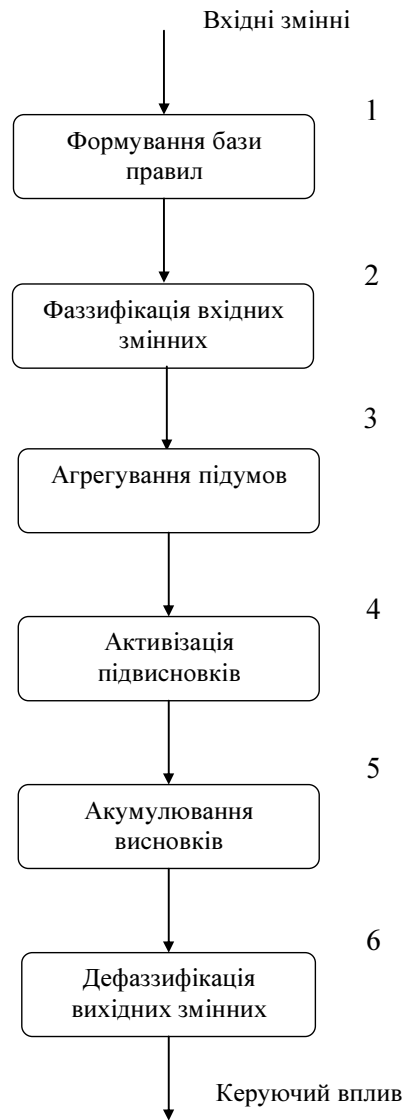
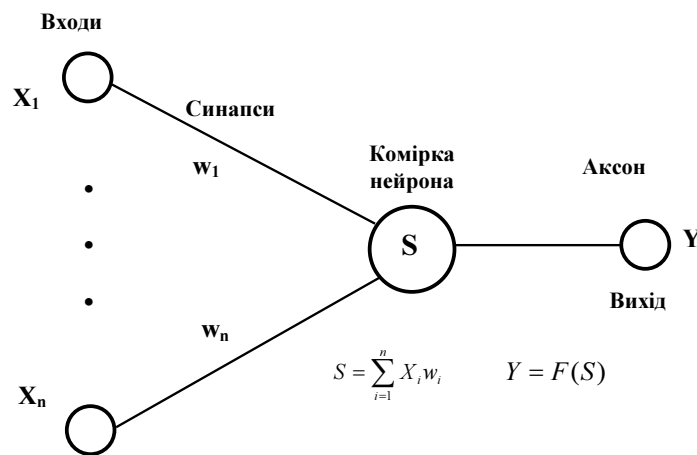


Рисунок 2 – Загальний алгоритм роботи нечіткої САК



$X_{1...n}$ – входи, Y – вихід, $w_{1...n}$ – синаптичні ваги, S – алгебраїчний суматор зважених входів, F – нелінійна активаційна функція

Рисунок 3 – Штучний нейрон

В цілому нейрон реалізує скалярну функцію векторного аргументу. Його математична модель [1, 5]:

$$s = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b, \quad (2)$$

де: w_i – вага синапса, $i = 1 \dots n$;

b – значення зміщення;

s – результат підсумовування;

x_i – компонент вхідного вектора (вхідний сигнал), $i = 1 \dots n$

y – вихідний сигнал нейрона;

n – кількість входів нейрона;

f – нелінійне перетворення (функція активації).

Очевидно, що процес функціонування НМ залежить від величини синаптичних ваг. Тому, вибравши певну структуру мережі (залежно від поставленої задачі), потрібно знайти оптимальне значення всіх змінних вагових коефіцієнтів. Цей етап називається навчанням НМ: від того на скільки якісно він буде проведений, залежить здатність НМ розв'язувати у процесі функціонування поставлені перед нею задачі.

Працюючи, НМ формує вихідний сигнал (Y) відповідно з вхідним сигналом (X), реалізуючи деяку функцію: $Y = g(X)$. Якщо архітектура мережі задана, то вигляд функціональної залежності визначається величинами синаптичних ваг та зміщень мережі.

Позначимо через G множину всіх можливих функцій g , що відповідають заданій архітектурі мережі.

Прийmemo, що розв'язком деякої задачі є функція v : $Y = v(X)$, задана парами вхідних-вихідних даних $(X^1, Y^1), \dots, (X^k, Y^k)$, для яких $Y^k = v(X^k)$, $k = 1 \dots N$ (кількість елементів навчальної вибірки). E – функція помилки (функціонал якості), що показує для кожної із функцій g ступінь близькості до v .

Розв'язання даної задачі за допомогою певної НМ – це побудова функції g з множини G , підбравши значення синаптичних ваг та зміщення таким чином, щоб функціонал якості перетворювався на оптимум для всіх пар (X^k, Y^k) .

Таким чином, задача навчання НМ визначається сукупністю п'яти компонентів: $\langle X, Y, v, G, E \rangle$. Навчання полягає в ітераційному створенні функції g , оптимальній по E .

На сьогодні існує цілий ряд автоматичних систем керування та експертних систем із нечіткими та нейромережними структурами, які переважають традиційні аналоги при роботі із нелінійними та нестационарними об'єктами (процесами) [1, 5].

Перевагами розробок із використанням НЛ та НМ є:

- робота в умовах невизначеності щодо характеру вхідних сигналів;
- надійне функціонування при великій кількості, порівняно з традиційними системами, вхідних змінних.

До недоліків НМ можна віднести:

- тривалий час навчання;
- складність аналізу структури “навченої” мережі, відповідно неможливість її оптимізації;
- неможливість введення апріорної (експертної) інформації для прискорення навчання мережі.

А до недоліків систем із використанням НЛ можна віднести:

- неможливість автоматичного здобуття знань у процесі функціонування;
- необхідність розбиття універсальних множин на окремі області створює граничну кількість вхідних параметрів.

Усунення даних недоліків сприяло б підвищенню продуктивності роботи САК

та керованих об'єктів (процесів). Дані міркування були покладені в основу створення гібридних нейронних мереж, де висновки робляться на основі апарату нечіткої логіки, а відповідні функції належності підстроюються із використанням алгоритму навчання нейронних мереж. Ці системи можуть не лише використовувати апріорну інформацію, а і отримувати в процесі функціонування нові знання [1, 5, 7].

Тобто, нечітка НМ – це нейронна мережа з чіткими сигналами, вагами і активаційною функцією, але для об'єднання їх використовуються t -норми, t -конорми або інші неперервні операції (рис. 4).

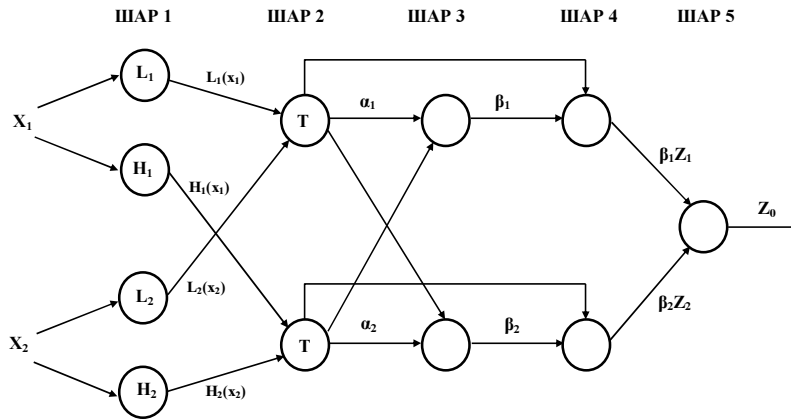


Рисунок 4 – Структура нечіткої нейронної мережі (архітектура ANFIS).

Розроблену мережу можна описати наступним чином.

ШАР 1. Виходи нейронів цього шару являють собою значення функції належності при конкретних (заданих) значеннях входів.

ШАР 2. Виходами нейронів цього шару є ступені істинності передумов кожного правила бази знань системи, вираховуються за формулами:

$$\alpha_1 = L_1(x_1) \cdot \wedge \cdot L_2(x_2), \quad (3)$$

$$\alpha_2 = H_1(x_1) \cdot \wedge \cdot H_2(x_2). \quad (4)$$

Усі нейрони шару позначені літерою T , що означає їх функціональну можливість реалізувати довільну t -норму для моделювання операції “ T ”.

ШАР 3. Нейрони цього шару вираховують величини:

$$\beta_1 = \frac{\alpha_1}{\alpha_1 + \alpha_2}; \quad \beta_2 = \frac{\alpha_2}{\alpha_1 + \alpha_2}. \quad (5)$$

ШАР 4. Нейрони даного шару виконують операції:

$$\beta_1 Z_1 = \beta_1 D^{-1}(\alpha_1); \quad \beta_2 Z_2 = \beta_2 M^{-1}(\alpha_2). \quad (6)$$

При чому коефіцієнти N та M встановлюють із співвідношень:

$$D^{-1}(\alpha_1) = c_4 + c_5 + \frac{1}{b_4} \ln \frac{1 - \alpha_1}{\alpha_1}, \quad (7)$$

$$M^{-1}(\alpha_2) = c_4 + \frac{1}{b_4} \ln \frac{1 - \alpha_2}{\alpha_2}. \quad (8)$$

ШАР 5. Нейрон цього шару розраховує вихід мережі:

$$Z_0 = \beta_1 Z_1 + \beta_2 Z_2. \quad (9)$$

Коригування параметрів мережі для функцій належності N та M відбуваються відповідно до вибраного алгоритму (у даному випадку використано зворотне

розповсюдження помилки) за формулами:

$$b_4 = b_4' - \frac{\eta}{b_4^2} \cdot \delta_k \cdot \frac{\alpha_1 + \alpha_2 - \alpha_3}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3}; \quad (10)$$

$$c_4 = c_4' + \eta \delta_k; \quad (11)$$

$$c_5 = c_5' + \eta \delta_k \frac{\alpha_1}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3}; \quad (12)$$

$$\delta_k = y^k - o^k, \quad k = 1 \dots N, \quad (13)$$

де: η – задана швидкість навчання нейронної мережі;

y^k – еталонний вихід нейронної мережі;

o^k – фактичний вихід нейронної мережі;

b_4', c_4', c_5' – значення цих самих коефіцієнтів на попередньому етапі ітераційного навчання нейронної мережі;

N – кількість комплектів зразкових наборів вхідних (навчальних) даних.

Архітектура комплексу САК САЕП, представлена на рис. 5, буде мати в своєму складі:

- блок нечіткого керування;
- пристрій комутації (вибору режиму);
- базу знань технологічного процесу;
- блок нейронмережної адаптації.

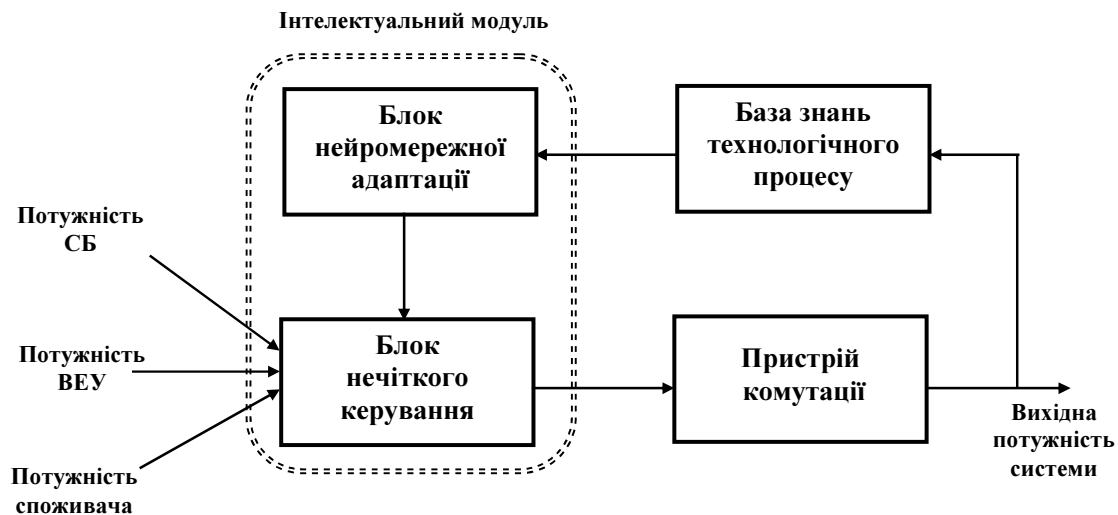


Рисунок 5 – Архітектура САК САЕП

На вхід надходять дані щодо потужності, яку здатні забезпечити СБ та ВЕУ. Третій вхідний параметр – потужність, яка потрібна споживачу. В залежності від їхніх значень комутаційний пристрій забезпечувати один із режимів:

- Режим 1 – підключення лише сонячної батареї.
- Режим 2 – підключення СБ та ВЕУ.
- Режим 3 – підключення СБ, ВЕУ та ЕА з ДВЗ.

На початковому етапі за допомогою НМ із використанням експертних даних відбувається адекватне налаштування системи керування на основі НЛ. Далі відбувається запуск САЕП.

У процесі функціонування постійно поповнюється база знань технологічного процесу. При невідповідності якості керування або через певний інтервал часу (встановлюється фахівцем-експертом) інформація із бази даних передається на інтелектуальний модуль, де за допомогою нейронної мережі здійснюється перенавчання нечіткої системи.

В подальшому буде проведено синтез та дослідження нейронечіткої САК САЕП, побудовано функції належності вхідних змінних, розроблено алгоритм опрацювання інформації та описано правила нечітких продукцій, згідно яких буде виконуватись оптимізація структури нечіткої системи, згідно визначених вимог (потреби споживача, наявний енергетичний потенціал та ін.).

Список літератури

1. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер с польск / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский – М.: Горячая линия – Телеком, 2004. – 452 с.
2. Голик О. П., Жесан Р. В. Аналіз даних метеорологічних спостережень за інтенсивністю сонячної радіації в Кіровоградському регіоні з метою створення системи автоматичного керування автономним енергопостачанням на основі сонячно-вітрових установок // Збірник наукових праць Кіровоградського національного технічного університету / техніка в сільськогосподарському виробництві, галузеве машинобудування, автоматизація. / Вип. 22. – Кіровоград: КНТУ, 2009. – С. 164-172.
3. Голик О. П., Жесан Р. В. Одержання імовірнісних характеристик та законів розподілу швидкостей вітру на основі аналізу даних метеоспостережень // Праці Таврійського державного агротехнологічного університету – Вип. 8. Т. 4. – Мелітополь: ТДАТУ, 2008. – С. 57-66.
4. Жесан Р. В. До питання про визначення енергетичних потенціалів відновлюваних джерел енергії в Україні / Р. В. Жесан // Вісник ДУ «Львівська політехніка». Спеціальний випуск «Проблеми економії енергії». – 1998. – С. 164-165.
5. Асаи К. Прикладные нечеткие системы / К. Асаи, Д. Ватада, С. Иваи. / Под ред. Т. Тэрано, К. Асаи, М. Сугено. – М.: Мир, 1993. – 368 с.
6. Леоненков А. В. Нечёткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. – СПб: БХВ-Петербург, 2003. – 736 с.
7. Kevin M. Passino Fuzzy Control / Kevin M. Passino, Stephen Yurkovich. – Ohio State University, 2001. – 572 p.

Е.Голик, Р.Жесан, В.Штепа,

Обоснование выбора аппарата нечеткой логики с нейросетевой адаптацией для управления системы автономного энергоснабжения на основе ветро-солнечных установок.

В статье обоснован выбор аппарата нечеткой логики с нейросетевой адаптацией и проведена оценка его пригодности для разработки системы автоматического управления автономным энергоснабжением на основе энергий солнца и ветра. Предложена структура нечеткой нейронной сети и архитектура нечеткой системы управления автономным энергоснабжением.

O.Golik, R. Zhesan, V. Shtepa

Rationale for selecting the fuzzy logic with neural network adaptation for the control of independent power supply based on wind and solar installations

The article substantiates the choice of the fuzzy logic with neural network adaptation for the development of automatic control system of an autonomous power supply based on solar and wind energy. Proposed fuzzy neural network structure and architecture of the fuzzy control of independent power supply.

Одержано 08.04.11