

СИНТЕЗ ШВИДКОДІЮЧИХ НЕЧІТКИХ РЕГУЛЯТОРІВ НА ОСНОВІ АСОЦІАТИВНОЇ ПАМ'ЯТІ З РЕАЛІЗАЦІЄЮ НА ПЛІС

Розглянуто методику синтезу нечітких регуляторів на основі асоціативної пам'яті з апаратною реалізацією на ПЛІС, призначених для систем управління швидкодіючими об'єктами і процесами мілісекундного рівня.

The method of synthesis of fuzzy controllers based on associative memory hardware implementation on FPGA designed for high-speed control system objects and processes millisecond level.

Ключові слова: регулятори, нечіткі множини, нечітка логіка, нейронні мережі, асоціативна пам'ять, програмована логіка.

В останні десятиріччя значна увага в теорії та практиці синтезу систем керування технічними об'єктами та процесами приділяється інтелектуальним системам побудованим на основі регуляторів, що базуються на нечітких множинах та нечіткій логіці і реалізують експертну технологію керування. Такі системи здатні ефективно вирішувати завдання керування при управлінні складними об'єктами, для яких не вдається побудувати адекватну математичну модель, і характеризуються значною робастністю по відношенню до різного роду невизначеностей пов'язаних з нелінійністю та нестационарністю характеристик об'єкта керування, впливом зовнішніх та внутрішніх завад, тощо [1].

Для синтезу та реалізації систем керування з «нечіткими» регуляторами (НЧ-регуляторами) сьогодні використовуються ЕОМ або потужні промислові контролери з відповідним програмним забезпеченням і відповідними часовими затратами на обчислення, що не завжди дозволяє використовувати їх при керуванні швидкодіючими об'єктами, де інерційність процесів керувань складають частки секунди, наприклад, при керуванні електроприводами, що застосовуються в поворотних механізмах різних промислових об'єктів (верстати, роботи, радіолокаційні станції і т.д.). Для реалізації нечітких регуляторів в таких системах зазвичай використовується спеціалізовані швидкодіючі контролери. Для керування ще більш швидкодіючими об'єктами і процесами, наприклад, в слідкуючих системах, що мають місце в радіотехнічних і радіолокаційних пристроях, в пристроях зв'язку, де тривалість процесів управління і регулювання складають

тисячні або сотні частки секунди, нечіткі регулятори поки що не використовуються, в силу їх програмної складності і нестачі часу на обчислення, хоч, як показали дослідження, такі регулятори забезпечують при зміні завдань, навантажень та завад більш високу стійкість системи та більш високі якісні показники процесів керування в порівнянні з традиційним П- ПІД-регулюванням [1].

Аналіз можливостей збільшення швидкодії НЧ-регуляторів до рівня тисячних часток секунди вбачається шляхом відмови від процедури обчислень в реальному часі і переході до процедур пошуку керуючого рішення в середовищі синтезованої для даного об'єкта чи процесу асоціативної пам'яті, що моделює роботу НЧ-регулятора і реалізується апаратно, наприклад, на програмованих логічних інтегральних схемах (ПЛІС).

На даний час опубліковано величезну кількість робіт присвячених синтезу, дослідженням та реалізації НЧ-регуляторів та систем керування на їх основі, створені спеціалізовані програмні оболонки, які можуть бути використані для синтезу, моделювання, налаштування та оптимізації НЧ-регуляторів і систем керування. Прикладом є всевітньовідомий пакет нечіткої логіки **Fuzzy Logic Toolbox** та середовище моделювання систем керування **Simulink** інтерактивної системи **MATLAB** [1].

В переважній більшості робіт принцип функціонування НЧ-регуляторів базується на ідеях Мамдани [Mamdani] сформульованих в 70-х роках 20-го століття [2], де в якості вхідних величин на НЧ-регулятор подається похибка та її часові похідні, як вектор станів похибки системи керування. Далі вектор

вхідних величин шляхом фазифікації (перетворення чіткого значення в його лінгвістичне значення) перетворюється в вектор значень нечітких змінних, які використовуються в операції нечіткого логічного висновку з використанням бази знань для одержання лінгвістичного значення керуючого рішення, яке після виконання операції дефазифікації (зворотнього перетворення нечітких значень в чіткі) подається на вихід регулятора, як керуючий вплив. Основою такого регулятора є база знань у вигляді нечітких правил, яка будується експертом шляхом побудови продукційних правил, що описують взаємозв'язки нечітких значень векторів вхідних і вихідних величин.

Методика синтезу НЧ-регулятора є відносно простою процедурою, оскільки пов'язана лише з вибором кількості лінгвістичних значень, що описують вхідні та вихідні величини, вибором форми нечіткої множини, що описують ці значення, та створення бази знань на основі лінгвістичних значень вхідних та вихідних величин. Налаштування же НЧ-регулятора до сих пір залишається досить трудним завданням, для цього використовуються різні методи: ручне налаштування – шляхом зміни положень нечітких множин, що описують нечіткі значення вхідних та вихідних змінних на шкалі визначення, зміни їх форми, зміни їх ваг впливу; використання навчальних алгоритмів типу «оберненого поширення похибки» – для оптимального налаштування нечітких змінних регулятора; генетичні пошукові методи та інші [3].

Дослідження обчислювальних процесів функціонування НЧ-регуляторів показало, що найбільш затратними в обчислювальному сенсі є алгоритм формування нечіткого логічного висновку та процедури дефазифікації, виходячи з чого в ряді дослідницьких робіт запропоновано використати для реалізації НЧ-регуляторів нечіткі нейронні мережі, в яких зберігається основна структура НЧ-регулятора, але всі обчислення виконуються навченою нейронною мережею [4]. Такі технології дозволяють значно спростити процедуру налаштування НЧ-регуляторів за рахунок добре розроблених методів навчання нейронних мереж, але значно зменшити часові затрати на обчислення при програмній реалізації таких регуляторів не вдається. В цьому відношенні досягти значного зменшення часових затратна

обчислення можливо лише за рахунок апаратної реалізації нечітких нейронних мереж, де можливе розпаралелення обчислень, однак така реалізація потребує значних апаратних затрат, оскільки фактично реалізує всю програму роботи нечіткого регулятора. Виходячи з того, що навчений НЧ-регулятор фактично є автоматом, в якому кожному значенню вектора станів вхідних величин формується відповідний вектор вихідних величин, такий автомат можливо реалізувати відповідною за можливостями нейромережею (перцептроном) з прямим розповсюдженням сигналів, яка може розглядатися як асоціативна пам'ять такого автомата. Розглянемо одну із можливих методик синтезу такого НЧ-регулятора.

В роботі [3] запропонований метод проектування одного класу НЧ-регуляторів, заснований на отриманих аналітичних шляхом математичних залежностях, що пов'язують вектор станів вхідних величин з керуючими рішеннями на виході регулятора при симетричних трикутних, зведених в ступінь трикутних, експонентційних, гауссових та інших формах функцій приналежності з двома і більше термами. При проектуванні і реалізації таких НЧ-регуляторів немає необхідності у використанні програмного пакета нечіткої логіки і процедура їх проектування таких зводиться до програмування отриманих відповідних математичних залежностей. Налаштування таких регуляторів відбувається шляхом моделювання поведінки системи керування, наприклад, в середовищі моделювання **Simulink** інтерактивної системи **MATLAB**, за рахунок приведення до єдиного масштабу діапазонів зміни вектора вхідних і вихідних величин, що дозволяє значно спростити процедуру налаштування регулятора.

Відповідно до методики на вхід НЧ-регулятора подаються помилка системи θ , швидкість зміни (перша похідна) помилки $\dot{\theta}$, прискорення (друга похідна) помилки $\ddot{\theta}$. Нечіткий регулятор працює як цифровий пристрій в дискретному режимі з кроком квантування h (в аналогових системах на вході регулятора включається аналого-цифровий перетворювач АЦП, а на виході – цифро-аналоговий перетворювач ЦАП, який представляє собою, як правило, фіксатор нульового порядку з передавальною функцією

$H(s) = (1 - e^{-hs}) / s$. На кожному періоді квантування k помилка системи керування дорівнює $\theta(k)$, а перша і друга похідні від помилки зазвичай обчислюють як першу і другу різницю за формулами:

$$\left. \begin{aligned} \dot{\theta}(k) &= [\theta(k) - \theta(k-1)] / h; \\ \ddot{\theta}(k) &= [\dot{\theta}(k) - \dot{\theta}(k-1)] / h = \\ &= [\theta(k) - 2\theta(k-1) + \theta(k-2)] / h^2 \end{aligned} \right\}$$

Вектор вхідних величин $\theta(k), \dot{\theta}(k), \ddot{\theta}(k)$ розглядаються як лінгвістичні змінні - похибка, швидкість зміни похибки, прискорення зміни похибки, відповідно. Кожна із лінгвістичних змінних описується відповідним, але однаковим, числом лінгвістичних значень – двома (додатня, відємна), трьома (додатня, нульова, відємна), п'ятьма і більше. Кожне із значень лінгвістичних змінних описується нечіткою множиною на універсумі $U = [0,1]$ однією із функцій $\mu_i(u) = f(u), u \in [0,1]$, що представляють трикутні, експонентційні, гауссові та інші форми функцій приналежності. Нечіткі множини розподіляються на універсамі $U = [0,1]$ симетрично:

$$A_m = \theta_{\max} = -\theta_{\min}, B_m = \dot{\theta}_{\max} = -\dot{\theta}_{\min}, C_m = \ddot{\theta}_{\max} = -\ddot{\theta}_{\min}.$$

В цьому випадку нормування вектору вхідних величин відбувається у відповідності з формулами

$$\left. \begin{aligned} u_1^* &= (\theta^* + A_m) / (2A_m); \\ u_2^* &= (\dot{\theta}^* + B_m) / (2B_m); \\ u_3^* &= (\ddot{\theta}^* + C_m) / (2C_m). \end{aligned} \right\}$$

База знань регулятора формується відповідно з продукційним правилом:

Якщо $(\theta^* = a_1^j) \text{ і } (\dot{\theta}^* = a_2^j) \text{ і } (\ddot{\theta}^* = a_3^j)$,

то $(m^* = a_c^j), j = \overline{1, l}$,

де a_1^j, a_2^j и a_3^j - лінгвістичні оцінки похибки, її першої та другої похідних, які розглядаються як терм-множини на універсальній множині $U = [0,1], j = \overline{1, l}; a_c^j$ - лінгвістичні оцінки керуючої дії регулятора, що вибирається із терм-множини змінної m .

При подачі на регулятор в деякий момент часу значень вектора вхідних змінних $\theta^*, \dot{\theta}^*$ и $\ddot{\theta}^*$ с шагом квантування h відбувається

перерахунок (нормування) значень вхідних змінних в змінні u_1^*, u_2^*, u_3^* и розрахунок значень їх функцій приналежності $\mu_1(u_1^*), \mu_1(u_2^*), \mu_1(u_3^*)$.

Подальші обчислення значень керуючої дії u_c (обчислення, що включають в себе дії над нечіткими множинами, що описують правила бази знань, та процедури дефаззифікації методами Мамдані чи Сугено) проводиться у відповідності з аналітичними виразами приведеними в роботі [3]. Наприклад, для регулятора, де лінгвістичні значення вектора вхідних величин представлені двома термами (додатня, відємна) з трикутними функціями приналежності формули для обчислень керуючої дії u_c мають вигляд

$$u_c = \frac{B / 2 + (A^3 - B^3) / 6}{B + (A^2 - B^2) / 2} \text{ при } A \leq B \quad \text{та}$$

$$u_c = \frac{(A - A^2 + B^2) / 2 + (A^3 - B^3) / 6}{A - (A^2 - B^2) / 2} \text{ при } A \geq B,$$

де $A = \min[\mu_1(u_1^*), \mu_1(u_2^*), \mu_1(u_3^*)]$;

$B = \min[\mu_2(u_1^*), \mu_2(u_2^*), \mu_2(u_3^*)]$.

Одержане значення u_c далі перераховується (нормується) у вихідний сигнал регулятора (при симетричному діапазоні зміни вихідного сигналу $D_m = m_{\max} = -m_{\min}$) у відповідності з формулою

$$m^* = m_{\max} (1 - 2u_c),$$

де m_{\max} - максимальне значення вихідного сигналу.

Розгорнута структурна схема системи керування з НЧ-регулятором та параметрами налаштування регулятора $F(\theta_{\max}, \theta_{\min}, \dot{\theta}_{\max}, \dot{\theta}_{\min}, \ddot{\theta}_{\max}, \ddot{\theta}_{\min}, m_{\max}, m_{\min}, h)$ показана на рис.1.

Регулятор може бути налаштованим на оптимізацію різних критеріїв, наприклад:

- по швидкодії (мінімум часу перехідних процесів) – $J = t_p \rightarrow \min$;

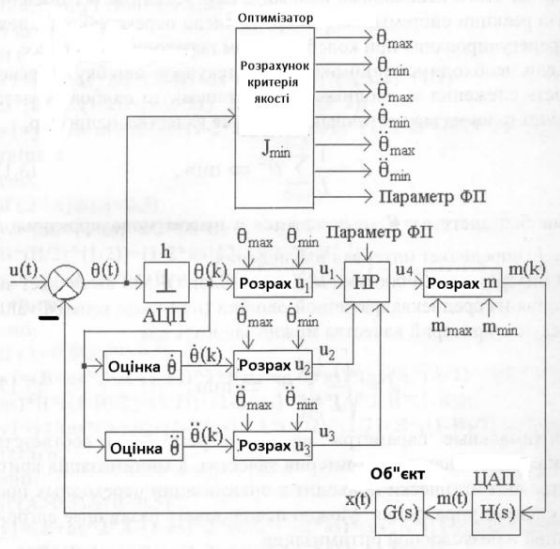


Рис. 1. Структурна схема системи керування з НЧ-регулятором

- по квадратичному критерію якості:

$$J = \frac{1}{H} \sum_{v=0}^{H-1} \theta_v^2 \rightarrow \min ;$$

- по середньоквадратичній похибці:

$$J = \sqrt{\frac{1}{H} \sum_{v=0}^{H-1} \theta_v^2} \rightarrow \min .$$

Налагодження та дослідження системи керування з таким НЧ-регулятором для конкретного об'єкта чи процесу дозволяє отримати масив даних з входу та виходу регулятора, який дозволяє синтезувати та налаштувати нейромережеву модель даного НЧ-регулятора.

Виходячи з того, що вектор вхідних величин складається з трьох компонент $(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta})$, а вихід має одну компоненту (m^*) , то зовнішня структура нейромережі завжди має три входи і один вихід. Внутрішня структура нейромережі може бути з одним прихованим шаром, оскільки в роботах Колмогорова-Арнольда та Хехт-Нільсена [5] доказано, що нейромережа прямого поширення з трьох шарів (вхідний, вихідний та один прихований шар), дозволяє змоделювати будь яку нелінійність відповідною кількістю нейронів в прихованому шарі з сигмоїдними функціями активації і лінійними функціями активації нейронів вихідного шару. Виходячи з того, що складність функції яку реалізує НЧ-регулятор залежить від кількості терм-множин, що описують вектори вхідних і вихідних величин та форми нечітких множин, синтез нейромережевого регулятора зводиться до вибору із можливих варіантів структур структури з мінімальною кількістю нейронів в прихованому шарі і підбору функцій активації

нейронів. Оскільки на даний час не існує методик або чітких рекомендацій по вибору оптимальної структури нейромережі, використовується технологія створення ряду можливих варіантів нейромереж-кандидатів і відбір найкращої, яка з мінімальною похибкою відтворює НЧ-регулятор.

Для реалізації такого підходу в середовищі MATLAB використано програмний пакет «MIMO-Plant», головне вікно якого показано на рис.2 [6,7].

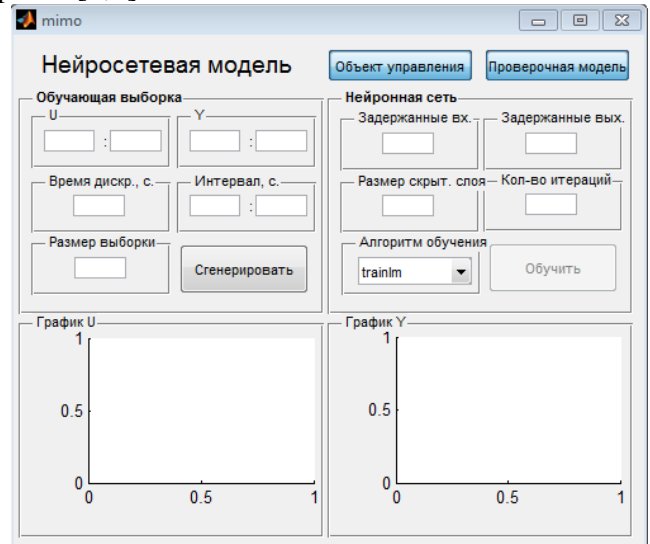


Рис. 2. Головне вікно програмного пакету «MIMO-Plant»

Пакет «MIMO-Plant дозволяє створити із масиву даних, одержаних при дослідженнях системи регулювання з НЧ-регулятором, модель регулятора як об'єкта у просторі станів, що описується системою

$$\dot{x} = Ax + Bu$$

$$y = Cx + Du,$$

де x – вектор станів, u – вхідний вектор, а y є вихідним вектором.

Наступним шагом є генерація навчальної вибірки для створення і навчання нейромережі, для цього необхідно задати період дискретизації даних h , діапазони змін вектора входів і виходів $(\theta_{max}, \theta_{min}, \dot{\theta}_{max}, \dot{\theta}_{min}, \ddot{\theta}_{max}, \ddot{\theta}_{min}, m_{max}, m_{min})$, розмір вибірки (2000-4000 значень), інтервал часу на якому формується вибірка.

Після генерації навчальної вибірки формується ряд нейромережевих структур – вказується кількість входів - 3, кількість виходів - 1, кількість нейронів прихованого шару – (2-10), алгоритм навчання та кількість навчальних ітерацій. Після цього запускається процес навчання.

Навчені неймережі оцінюються на адекватність порівнянням їх реакцій з реакцією моделі регулятора на тестові сигнали як показано на рис.3 і обчислення сумарної середньоквадратичної помилки, яка описується наступною формулою:

$$\varepsilon = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^z (\hat{y} - y)^2}{1}},$$

де: y – вихід моделі регулятора; \hat{y} – вихід неймережевої моделі регулятора.

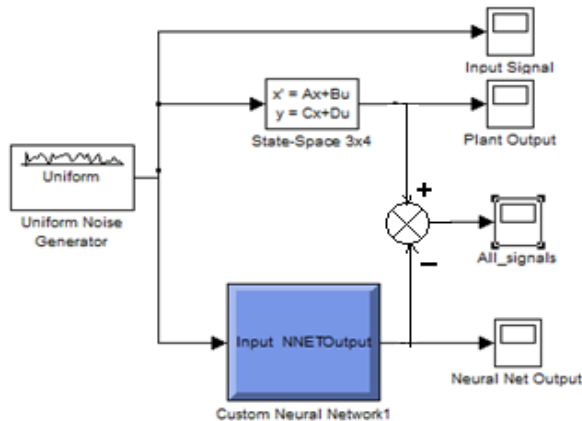


Рис.3. Схема моделювання систем керування з нейро- та НЧ-регулятором

По результату оцінки неймереж вибирається структура, в якій середньоквадратична помилка найменша. Вибрана неймережа вважається адекватною НЧ-регулятору, на її основі створюється модель аналогічної систем керування і порівнюються показники їх роботи. При підтвердженні адекватності неймережевого регулятора НЧ-регулятору в складі моделі системи керування вирішується завдання реалізації його на елементах ПЛІС.

Для цього можна використати пакет ISE Design Suite 13.2 – для синтезу моделі неймережі у вигляді програмного коду і середовище ISim – для моделювання її роботи [8]. Всі апаратні елементи неймережі синтезується на мові VHDL. Кожний нейрон представляється окремим процесором. Всі нейрони одного шару запускаються на обчислення одночасно. Кожен нейрон має свою матрицю констант, яка формується при налагодженні неймережі, і представлену таблицею функцію активації, що використовується для обчислень. Розрядність

представлення вхідних і вихідних величин визначається необхідною точністю представлення даних і може бути, наприклад, 8-розрядним чи 16-розрядним двійковим числом.

Моделювання неймереж і оцінка відповідно займаного ними ресурсу ПЛІС в кількості вентилів логічної матриці LUTs показали, що неймережі з трьома входами і одним виходом та сигмоїдними функціями активації в прихованому шарі і двома нейронами займає ресурс в 2544 вентилів, з трьома – 3497, з чотирма – 4438 Отримані данні в LUTs можуть дещо змінюватись при зміні констант, що задають синаптичні ваги нейронів. Часові затрати на обчислення знаходяться в межах 150 – 200 наносекунд.

Виходячи з того, що для реалізації НЧ-регуляторів на основі асоціативної пам'яті на ПЛІС не потрібно значних апаратних затрат, їх можна реалізовувати на ПЛІС малої ємності, наприклад, на ПЛІС фірми Xilinx сімейства Spartan-6LX FRGAs, ємність мікросхем якого може мати від 4 тис. до 150 тис. LUTs [8]. Такі апаратні можливості дозволяють реалізувати декілька НЧ-регуляторів синтезованих за описаною технологією і налаштованих по згаданих вище критеріях (мінімуму часу перехідних процесів, квадратичному критерію якості, мінімуму середньоквадратичної похибки) та використовувати їх як єдиний НЧ-регулятор зі змінною структурою для високоякісного відпрацювання різних типів збурень в системах слідкуючого та програмного керування.

Висновок

Описана технологія синтезу НЧ-регуляторів на основі асоціативної пам'яті на ПЛІС дозволяє реалізовувати прості за структурою регулятори, які забезпечують пошук керуючих рішень за час (0.0001...0.0003) сек, що дозволяє керувати об'єктами та процесами зі швидкістю порядку (0.5...1.0) 10^{-3} сек.

Список посилань

1. Гостев В.И. Нечеткие регуляторы в системах автоматического управления. К.:Издательство "Радиоаматор", 2008. - 972 с
2. Mamdani, E. H., Application of fuzzy algorithms for the control of a simple dynamic plant. In Proc IEEE (1974), 121–159.
3. Лохин В.М. Интеллектуальные системы автоматического управления. В.М. Лохин, И.М. Макаров ред. Москва, ФИЗМАТЛИТ, 2001, 576 с.
4. Рутковская Д. и др. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 452 с.
5. Саймон Хайкин. Нейронные сети. Полный курс. – М.: Вильямс, 2006. – 1104с.
6. Кравець П.І.,Лукіна Т.Й., Шимкович В.М., Ткач І.І. Розробка та дослідження технології оцінювання показників нейромережкових моделей МІМО-об'єктів управління. Вісник НТУУ «КПІ». Інформатика, управління та обчислювальна техніка: Зб. наук. пр. – К.: Век+, – 2012. – №57.
7. Кравець П.І.,Шимкович В.М.,Зубенко Г.А. Технологія апаратно-програмної реалізації штучного нейрона та штучних нейронних мереж засобами FPGA. Вісник НТУУ «КПІ». Інформатика, управління та обчислювальна техніка: Зб. наук. пр. – К.: Век+, – 2012. – №55.
8. <https://www.xilinx.com/products/silicon-devices/fpga/spartan-6.html#product>