

УДК 621.34: 62

СИНТЕЗ СИСТЕМ АВТОМАТИЧНОГО КЕРУВАННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДУ ІМІТАЦІЙНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

Лобода О. І., к.т.н.

Таврійський державний агротехнологічний університет

Тел. (0619) 42-57-97, e-mail: aleks_loboda@mail.ru

Анотація – розглянуто тенденції в області аналізу якості роботи систем автоматичного керування (САК) і налаштування регуляторів різної структури. Показано можливості налаштування і аналізу САК методами імітаційного моделювання з використанням сучасних алгоритмів оптимізації.

Ключові слова – нечітка логіка, нейронна мережа, оптимізація, регулювання, пропорційно – інтегральний регулятор, якість роботи.

Постановка проблеми. Можливості сучасної обчислювальної техніки істотно розширюють спектр методів оптимізації та імітаційного моделювання як лінійних, так і нелінійних динамічних систем. Традиційні ПІ – ПІД-алгоритми регулювання доповнилися нейроконтролерами і регуляторами з нечіткою логікою. В цих умовах досить надійне рішення поставленої задачі практично можливо тільки чисельними методами покрокової оптимізації цільової функції, яка залежить від параметрів налаштування.

Аналіз останніх досліджень. Розрахунок параметрів регуляторів систем автоматики, що налаштовуються і забезпечують оптимальне значення критерію якості становить основний зміст задачі їх синтезу. Складність такої задачі в першу чергу залежить від алгоритмів функціонування регуляторів і від структури системи [1]. Відомі методи оптимального синтезу САК як правило добре формалізовані і доступні для практичного використання. Однак збільшення числа параметрів, що оптимізуються по мірі ускладнення алгоритму функціонування регулятора і структури САК в значній мірі ускладнює поставлену задачу.

Формулювання цілей статті. Проведення обґрунтування використання запропонованого алгоритму та аналіз одноконтурної САК з ПІ – і ПІД-регуляторами і двоконтурної САК з ПІ – регулятором і ди-

ференціатором, а також САК з нейрорегуляторами різної структури.

Основна частина. Імітаційне моделювання дозволяє аналізувати якість роботи САК не тільки при впливі одного детермінованого або випадкового збурення, але і при комплексному впливі на всі можливі входи і допускає одночасну і послідовну оцінку якості роботи і настройку на заздалегідь сплановані збурення.

При навчанні нейронних мереж використовують поняття тренувальні шаблони. Найпростішим визначенням тренувального шаблону є опис бажаного значення вектору виходу нейронної мережі для заданого значення вектору її входу. До характеристики шаблону на практиці вноситься опис виду обурення, точку його застосування в САК, вид критерію якості і спосіб його обчислення. Важливим елементом налаштування систем методом імітаційного моделювання є процедура обчислення критерію якості та показника запасу стійкості. Критерій повинен залежати від шуканих налаштованих параметрів регулятора і вибиратися з урахуванням внесеного обурення в конкретному шаблоні. Таким чином, вимоги оптимальності для всіх прогнозованих збурень, завдання оптимізації САК полягає в пошуку таких параметрів регулятора, щоб вони в середньозваженому значенні були оптимальні для всіх шаблонів.

В аналітичних методах при детермінованих збуреннях, як правило, використовують лінійні та квадратичні інтегральні критерії, які порівняно легко обчислюються аналітично по частотним характеристикам системи. Однак, в широкому діапазоні налаштованих параметрів регулятора найбільш представницьким для детермінованих ступінчастих збурень є інтеграл по модулю функції відхилення регульованої величини від заданого значення $y(P, X, t)$, де, наприклад, для ПІ-регулятора, $P\{k_p, k_i = k_p/T_i\}$ – вектор параметрів; $X\{\lambda, u\}$ – вектор збурень по каналу регулювання $\lambda(t)$ і по каналу завдання $u(t)$. Для детермінованих ступінчастих збурень, внесених окремо по каналу регулюючого органу $\lambda(t)$ або по каналу завдання $u(t)$, а також для одночасно внесених по цих каналах збурень, інтеграл по модулю визначається з виразу

$$I_M(P, X, t) = \int_0^{t_p} |u(t) - y(P, X, t)| dt, \quad (1)$$

де t_p – час регулювання системи, на якому оцінюється якість роботи.

При розрахунках систем регулювання доводиться вимагати, щоб система була не тільки оптимальною з точки зору показників якості, але і володіла певним запасом стійкості. До числа найбільш відомих показників запасу стійкості відносяться ступінь коливальності m і показник коливальності M , що визначає максимальне значення модуля КЧХ замкненої системи відносно керуючого впливу. Показник m покладений в основу аналітичних методів розрахунку параметрів

регуляторів з розширеним КЧХ [2], а показник M широко використовується в графоаналітичних методах, в основі яких лежать КЧХ розімкнених систем [1]. При імітаційному моделюванні в задачах пошуку та оптимізації налаштованих параметрів доцільно використовувати непрямі показники запасу стійкості m і M , а прямі, які визначаються безпосередньо з перехідної характеристики. До таких, для затухаючих коливальних перехідних процесів слід віднести ступінь загасання σ , що визначається першою (A_1) і третьою (A_3) амплітудами коливальних

$$\sigma = 1 - \frac{A_3}{A_1}, \quad (2)$$

а також, ступінь перерегулювання δ

$$\delta = \frac{A_2}{A_1}. \quad (3)$$

Інтегральний показник якості роботи системи і обмеження на запас стійкості (у разі необхідності) є складовими частинами функціоналу, що оптимізується для тренувального шаблону. Показник запасу стійкості вводиться функціонал у вигляді функції «штрафу»

$$f(P, X, t) = I_M(P, X, t) + \alpha \cdot |\sigma_i - \sigma|, \quad (4)$$

де α – масштабний коефіцієнт, що враховує «вагу» штрафної функції.

Результати імітаційного моделювання та оптимізації різних систем регулювання показали, що глобальні екстремуми рекомендованої цільової функції (4) (без урахування обмеження на запас стійкості) дають перехідні процеси зі ступенем загасання до 0,9. Для багатомірних САК до складу функціоналу (4) для конкретного тренувального шаблону слід включати показники за всіма регульованими параметрами з урахуванням усіх збуруючих і керуючих впливів. Таким чином вектор налаштованих параметрів регулятора P буде оптимальним, якщо буде мінімальною сума функціоналів (4) для всіх тренувальних шаблонів

$$F(P) = \sum_{n=1}^N b_n \cdot f_n(P, X_n, t_n) \rightarrow \min, \quad (5)$$

де N – кількість тренувальних шаблонів;

b_n – коефіцієнт, що нормує вагу n -го тренувального шаблону (підбирається при налагодженні програми розрахунку).

Процедура пошуку оптимальних налаштованих параметрів в багатоконтурних і багатомірних САК і особливо з нейрорегуляторами вимагає вирішення складних багатопараметричних задач оптимізації. У ряді випадків такі завдання можуть виявитися багатоекстремальними, для вирішення яких в даний час використовуються різні модифікації алгоритмів [3].

Суть алгоритму оптимізації полягає в наступному. При поясненні наведена термінологія, прийнята в роботах по нейромережам.

1. У просторі пошуку випадковим чином задається популяція можливих рішень (особин). Обчислюються значення вектору функції

мети для всіх особин.

2. З популяції відбираються і знищуються, наприклад, 10 % найгірших значень функції мети особин. Відсоток відбору може бути іншим. Залишилися особини складають батьківської групи.

3. З батьківської групи випадковим чином вибираються пари особин в кількості 10% від загального числа. Відібрані пари використовуються для генерації нового покоління рішень. Нове покоління особин генерується в результаті взаємодії кросоверів, а також випадкових змін.

4. Отримане нове покоління особин додається в популяцію замість видалених п. 2 особин. В результаті формується 100 % особин нового покоління.

5. Процедура повертається до п. п. 2, 3 і 4. Оновлення поколінь триває до тих пір, поки у всіх координатних точках значення оптимізованої функції не будуть відрізнятися один від одного менше, ніж задане мале число.

Від покоління до покоління досліджуваний підпростір буде звужуватися. Таким чином, генетичний алгоритм в досліджуваному підпросторі буде випадковим чином переглядати точки, вишукуючи серед них оптимальні в сенсі цільових функцій. У процесі перегляду запам'ятовуються координати «добрих» точок і відкидаються координати «поганих».

Ймовірність попадання в координатну точку глобального екстремуму залежить від числа випадково заданих точок (розміру популяції). Зазвичай для завдань налаштування нейрорегуляторів розмір популяції задається не менше 1000. За такої розмірності час вирішення завдання може обчислюватися годинами.

Якщо ввести передумову про те, що оптимізуєма функція мети має безліч екстремальних точок, одна з яких є глобальним екстремумом, то для вирішення задачі може бути застосований відомий алгоритм деформованого багатогранника [4].

Алгоритм деформованого багатогранника замість процедур генетичного оновлення поколінь (мутації, селективного та інверсії) цілеспрямовано, з кожної випадково обраної точки, буде знаходити один з найближчих локальних екстремумів. Координати знайдених локальних екстремумів у даному поколінні замінюють відкинуті в п. 2 10% «поганих» координат і від покоління до покоління всі координатні точки поточної популяції будуть перебувати у локальних екстремумах. Потім при зміні поколінь погані локальні екстремуми будуть замінюватися на «добрі» і процес буде продовжуватися до тих пір, поки в черговому поколінні всі координати не будуть координатами глобального екстремуму.

Використання алгоритму деформованого багатограннику замість процедур генетичного оновлення дозволяє зменшити число невдалих кроків, що помітно призводить до зниження числа звернень до функції мети в генетичному алгоритмі з деформованим многогранником.

За запропонованою методикою зроблені розрахунки одноконтурної САК з ПІ – і ПІД-регуляторами (рис. 1, а), двоконтурної АСР з контролем додаткової змінної стану (САК з ПІ-регулятором і диференціатором) (рис. 1, б), а також САК з нейрорегулятором за одноконтурною схемою (рис. 1, в) і в схемі з додатковою змінною (рис. 1, г).

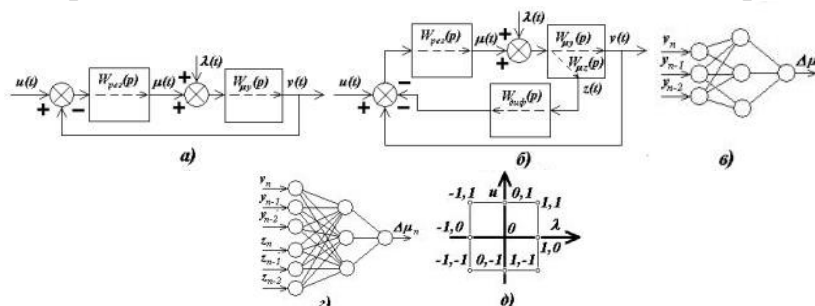


Рис. 1. Схеми систем автоматичного керування, що досліджувалися: а – одноконтурна САК; б – САК з ПІ-регулятором і диференціатором; в, г – нейрорегулятор, відповідно, з трьома і шістьма входами; д – повна репліка комбінацій збурень $\lambda(t)$ і $u(t)$

Всі схеми налаштовані на ступінчасті обурення: по каналу регулювання $\lambda(t)$ і по каналу завдання $u(t)$. Повна репліка всіх можливих комбінацій одиничних збурень показана на рис. 1, д. Вибраний для прикладу об'єкт керування є лінійним, тому всі аналізовані САК налаштовувалися по чотирьох комбінацій збурень (1, 0; 1, 1; 0, 1; -1, 1).

На рис. 2, а показані перехідні процеси в одноконтурній САК з параметрами ПІ-регулятора, знайденими традиційним аналітичним методом та методом імітаційного моделювання з допомогою модифікованого генетичного алгоритму оптимізації. Видно, що компромісне налаштування чисельним методом (крива 4) перевершує за якістю аналітичну налаштування, орієнтовану на одне обурення $\lambda(t) = 1$ (крива 1) і займає проміжне положення між оптимальними налаштуваннями, знайденими чисельним методом при збуреннях $\lambda(t) = 1, u(t) = 0$ (крива 2) і $\lambda(t) = 0, u(t) = 1$ (крива 3).

На рис. 2, б показані перехідні процеси регулювання в досліджених системах керування. Параметри регуляторів і вагові коефіцієнти синапсів нейрорегуляторів були знайдені з використанням модифікованого генетичного алгоритму оптимізації.

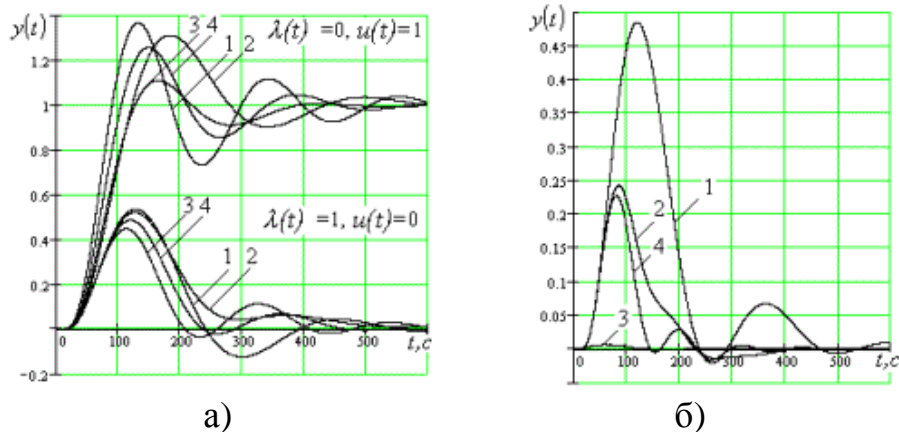


Рис. 2. Перехідні процеси розраховані в програмі Matchad: а – перехідні процеси в САК з ПІ-регулятором; б – перехідні процеси в САК при компромісних налаштуваннях (крива 1 – ПІ-регулятор; крива 2 – ПІД-регулятор; крива 3 – ПІ регулятор і диференціатор; крива 4 – нейрорегулятор з трьома входами)

Висновки. Складено алгоритм оптимізації систем автоматичного керування з використанням нечітких регуляторів з урахуванням можливостей нейромереж.

Використання властивостей нечіткої логіки і нейромереж в системах автоматичного керування дозволяє зменшити втручання оператора в процес керування і дозволяє розробити нові методики керування більше адаптовані до складного середовища.

Побудова моделей полягає у використанні бібліотеки стандартних модулів системи Matcad.

Література

1. Лазарева Т. Я. Линейные системы автоматического регулирования / Т. Я. Лазарева, Ю. Ф. Мартемьянов – Тамбов: Изд-во Тамб. гос. техн. ун-та, 2001. – 264 с.

2. Ротач В. Я. Теория автоматического управления / В. Я. Ротач. – 5-е изд., перераб. и доп. – М.: Издательский дом МЭИ, 2008. – 396 с.

3. Заде Л. А. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений / Л. А. Заде. – М.: Мир, 1976. – 165 с.

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

5. Фриск В. В. Основы теории цепей. Расчеты и моделирование с помощью пакета компьютерной математики Matcad / В. В. Фриск. –

М.: СОЛОН-Пресс, 2006. – 88 с.

6. Леоненков А. В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. / А. В. Леоненков. – СПб.: БХВ – Петербург, 2005. – 736 с.

7. Дьяконов В. П. Simulink 5/6/7: Самоучитель. / В. П. Дьяконов. – ДМК – Пресс, 2008. – 784 с.

СИНТЕЗ СИСТЕМ АВТОМАТИЧЕСКОГО УПРАВЛЕНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДА ИМИТАЦИОННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

А. И. Лобода

Аннотация – рассмотрены тенденции в области анализа качества работы систем автоматического управления (САУ) и настройки регуляторов различной структуры. Показаны возможности настройки и анализа САУ методами имитационного моделирования с использованием современных алгоритмов оптимизации.

SYNTHESIS OF AUTOMATIC CONTROL METHOD SIMULATION

A. Loboda

Summary

The article considers the trends in the field of analysis of quality of work of the automated control systems (SAU) and knob different patterns. The possibilities of customization and analysis of the SAU simulation methods using modern optimization algorithms.