

УДК 536.162
О.В.Дудік, В.І.Марчук
Луцький національний технічний університет

ВИКОРИСТАННЯ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ ДЛЯ ОПТИМАЛЬНОГО СИНТЕЗУ АВТОМАТИЧНИХ СИСТЕМ РЕГУЛЮВАННЯ МЕТОДОМ ІМІТАЦІЙНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

В роботі проведено модифікацію стандартного генетичного алгоритму оптимізації для дослідження різних типів АСР, визначено оптимальні параметри регулювання.

Ключові слова : *генетичний алгоритм, оптимізація, система автоматичного регулювання, моделювання.*

Розглядаються нові тенденції в області аналізу якості роботи автоматичних систем регулювання (АСР) і налаштування регуляторів різної структури. Вказані широкі можливості налаштування і аналізу АСР методами імітаційного моделювання з використанням сучасних генетичних алгоритмів оптимізації.

Наводиться короткий опис класичного генетичного алгоритму оптимізації і запропонована авторами його модифікація. З використанням запропонованого алгоритму проведений аналіз одноконтурної АСР з ПІ- і ПІД-регуляторами і двоконтурною АСР з ПІ-регулятором і диференціатором, а також АСР з нейрорегуляторами різної структури.

Розрахунок параметрів налаштування регулюючих пристроїв, що забезпечують оптимальне значення критерію якості складає основний зміст завдання синтезу АСР.

Складність такої оптимізаційної задачі в першу чергу залежить від алгоритмів функціонування регуляторів і від структури системи [1].

Відомі методи оптимального синтезу АСР як правило добре формалізовані і доступні для практичного використання. Проте збільшення числа налаштовувальних параметрів, що оптимізуються, у міру ускладнення алгоритму функціонування регулятора і структури АСР в значній мірі ускладнює поставлену задачу, роблячи результат обґрунтованим лише при певних обмеженнях і прийомах декомпозиції, які допускаються.

У цих умовах досить надійне рішення поставленої задачі практично можливе лише чисельними методами покрокової оптимізації цільової функції, залежної від параметрів налаштування аналізованої системи.

Можливості сучасної обчислювальної техніки істотно розширюють спектр методів оптимізації і імітаційного моделювання як лінійних, так і нелінійних динамічних систем. Традиційні ПІ- і ПІД-алгоритми регулювання доповнилися нейроконтролерами і регуляторами з нечіткою логікою.

У задачах нейромережових технологій процедуру пошуку параметрів прийнято називати навчанням нейромережі, яка є задачею імітаційного моделювання з елементами багатопараметричної оптимізації.

Запропонована постановка задачі істотно змінює поняття тестового збурення, при цьому для нелінійних нейрорегуляторів необхідне набагато більше число тестових дій, ніж для традиційних лінійних регуляторів.

Імітаційне моделювання дозволяє аналізувати якість роботи АСР не лише при дії одного детермінованого або випадкового збурення, але й при комплексній дії на всі можливі входи і допускає одночасну і послідовну оцінку якості роботи і налаштування на заздалегідь сплановану репліку внесення збурень.

При навчанні нейромереж використовують поняття тренувального шаблону. Простим визначенням тренувального шаблону є опис бажаного значення вектора виходу нейронної мережі для заданого значення вектора її входу. У процедурі навчання нейрорегулятора значення вектора його виходу має бути таким, щоб на заданому інтервалі часу забезпечувалося оптимальне значення критерію якості роботи АСР.

У характеристику шаблону слід вносити опис вигляду збурення, точку його застосування в АСР, вигляд критерію якості і спосіб його обчислення.

Важливим елементом налаштування АСР методом імітаційного моделювання є процедура обчислення критерію якості і показника запасу стійкості АСР. Критерій повинен залежати від шуканих параметрів налаштування регулятора і вибиратися з врахуванням збурення, що вноситься, в конкретному шаблоні. Таким чином, з вимоги оптимальності для всіх прогнозованих

збурень, задача оптимізації АСР полягає в пошуку таких параметрів регулятора, щоб вони в середньозваженому сенсі були оптимальні для всіх шаблонів.

У аналітичних методах при детермінованих збуреннях, як правило, використовують лінійні і квадратичні інтегральні критерії, які порівняно легко обчислюються аналітично по частотних характеристиках АСР. Проте, з точки зору адекватного відображення якості в широкому діапазоні параметрів налаштування регулятора найбільш показним 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 налаштування; $X\{I, u\}$ – вектор збурень по каналу регулювання $I(t)$ і по каналу задачі $u(t)$.

Для детермінованих ступінчастих збурень, внесених окремо по каналу регулюючого органу $I(t)$ або по каналу задачі $u(t)$, 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 – інтервал часу, на якому оцінюється якість роботи АСР.

При розрахунках систем регулювання доводиться вимагати, щоб система була не лише оптимальною з точки зору показників якості, але і володіла певним запасом стійкості.

До найбільш відомих показників запасу стійкості відносяться міра коливальності m , яка визначається розташуванням коріння характеристичного рівняння системи в комплексній площині, і показник коливальності M , що визначає максимальне значення модуля КЧХ замкнутої системи відносно керуючого впливу.

Показник m покладений в основу аналітичних методів розрахунку налаштувань регуляторів по розширених КЧХ [2], а показник M широко використовується в графоаналітичних методах, в основі яких лежать КЧХ розімкнених систем [1].

При імітаційному моделюванні в задачах пошуку і оптимізації налаштовувальних параметрів доцільніше використовувати не непрямі показники запасу стійкості m і M , а прямі, які визначаються безпосередньо з графіка відповідного перехідного процесу. До таких, для затухаючих коливальних перехідних процесів слід віднести міру згасання, що визначається першою A_1 і третьою A_3 амплітудами коливань:

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

а також, міру перерегулювання, що визначається відношенням другої амплітуди A_2 до першої A_1 :

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

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

$$f(P, X, t) = I_m(P, X, t) + a \cdot |y_{зд} - y|, \quad (4)$$

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

Результати імітаційного моделювання і оптимізації різних систем регулювання показали, що глобальні екстремуми цільової функції (4) (без врахування обмеження на запас стійкості), що рекомендується, дають перехідні процеси з мірою згасання ψ близькою до 0.9.

Для багатовимірних АСР до складу функціонала (4) для конкретного тренувального шаблону слід включати показники по всіх регульованих параметрах з врахуванням всіх збурюючих керуючих дій.

Таким чином, в запропонованій постановці, вектор параметрів налаштування 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 – число тренувальних шаблонів, b_n – коефіцієнт, що нормує вагу n -го тренувального шаблону (підбирається при налагодженні програми розрахунку).

Процедура пошуку оптимальних параметрів налаштування в багатоконтурних і багатовимірних АСР і особливо з нейрорегуляторами вимагає вирішення складних багатопараметричних задач оптимізації. У ряді випадків такі задачі можуть виявитися багатоекстремальними, для вирішення яких в даний час використовуються різні модифікації генетичних алгоритмів [2].

Зміст генетичного алгоритму оптимізації полягає в наступному. При поясненні наведена термінологія, прийнята в роботах по нейромережах.

1. У просторі пошуку випадковим чином задається популяція можливих рішень (особин). Обчислюються значення вектора функції мети для всіх особин.
2. З популяції відбираються і видаляються, наприклад, 10% гірших за значеннями функції мети особин. Відсоток відбору може бути іншим. Особини, що залишилися, складають батьківську групу.
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 хромосом батьків (кросовер), а також випадкових змін (мутації, інверсії) хромосом.
4. Отримане нове покоління особин додається в популяцію замість видалених в п. 2 особин. В результаті формується 100% особин нового покоління.
5. Процедура повертається до п.п. 2, 3 і 4. Оновлення поколінь продовжується до тих пір, поки у всіх координатних точках значення функції, що оптимізується, не відрізняться один від одного менше, ніж задане мале число.

Від покоління до покоління досліджуваній підпростір звужуватиметься. Таким чином, генетичний алгоритм в досліджуваному підпросторі буде випадковим чином переглядати крапки, вишукуючи серед них оптимальні в сенсі цільових функцій. В процесі перегляду запам'ятовуються координати «хороших» крапок і відкидаються координати «поганих».

Вірогідність попадання в координатну точку глобального екстремуму залежить від числа випадково заданих точок (розміру популяції). Зазвичай для задачі налаштування нейрорегуляторів розмір популяції задається не менше 1000. При такій розмірності час вирішення задачі може обчислюватися годинами.

Для зменшення часу рахунку автори запропонували модифікацію генетичного алгоритму.

Якщо ввести передумову про те, що функція мети, що оптимізується, має безліч екстремальних крапок, одна з яких є глобальним екстремумом, то для вирішення задачі може бути застосований відомий алгоритм деформівного багатокутника [3].

Алгоритм деформівного багатокутника замість процедур генетичного оновлення поколінь (мутації, селектування та інверсії) цілеспрямовано, з кожної випадково вибраної крапки, знаходитиме один з найближчих локальних екстремумів. Координати знайдених локальних екстремумів в даному поколінні замінюють відкинуті в п. 2 10% «поганих» координат. І від покоління до покоління всі координатні точки поточної популяції знаходяться в локальних екстремумах. Потім при зміні поколінь погані локальні екстремуми замінюватимуться на хороші та процес продовжуватиметься до тих пір, поки в черговому поколінні всі координати не будуть координатами глобального екстремуму.

Використання алгоритму деформівного багатокутника замість процедур генетичного оновлення дозволяє зменшити число невдалих кроків, що помітно призводить до зниження числа звернень до функції мети в генетичному алгоритмі з деформівним багатокутником.

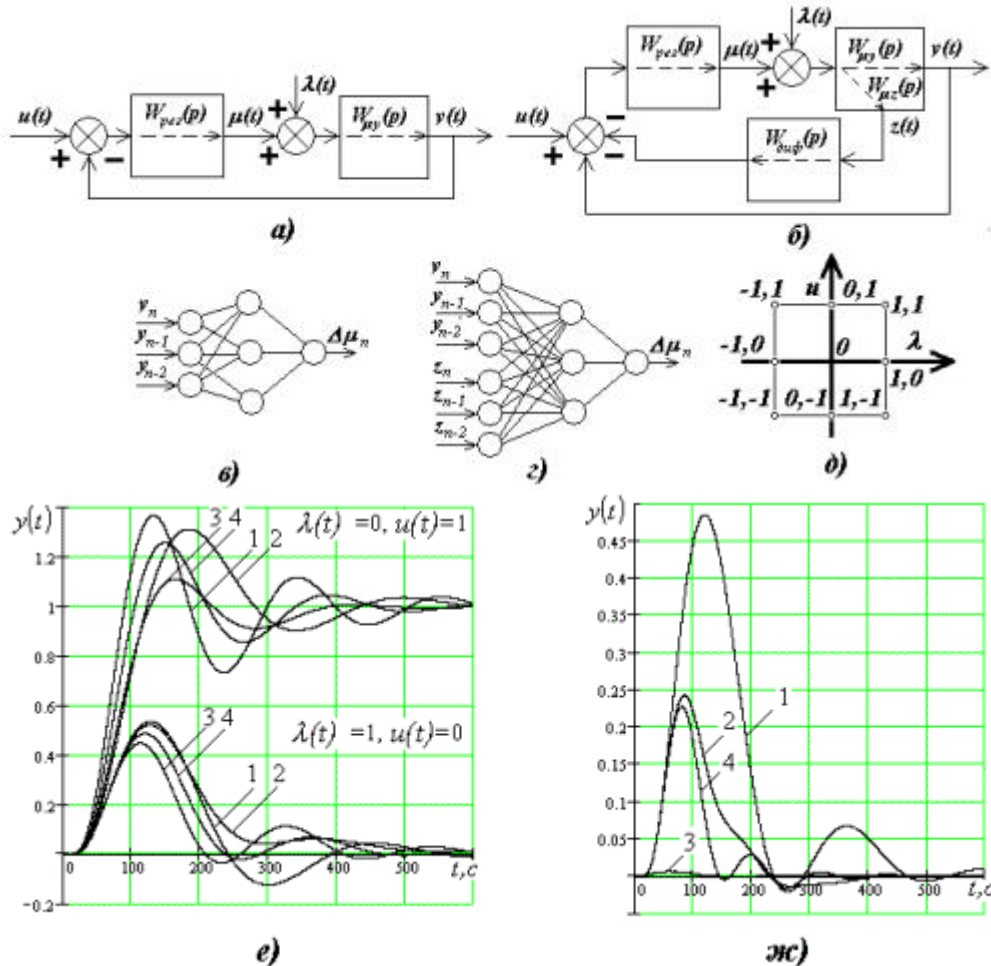
Оптимальний синтез ілюструється на прикладі дослідження АСР температури перегрітої пари казана [1]. За запропонованою методикою зроблені розрахунки одноконтурної АСР з ПІ- і ПІД-регуляторами (мал. 1а), двоконтурною АСР з контролем додаткової змінної стану – температури пари за парохолоджувачем (АСР з пі-регулятором і диференціатором) (мал. 1б), а також АСР з нейрорегулятором в одноконтурній схемі (мал. 1в) і в схемі з додатковою змінною (мал. 1г).

Всі схеми налаштовані на ступінчасті збурення: по каналу регулювання $I(t)$ і по каналу задачі $u(t)$. Повна репліка всіх можливих комбінацій одиничних збурень показана на мал. 1д. Вибраний для прикладу об'єкт регулювання є лінійним, тому всі аналізовані АСР налаштовувались за чотирьма комбінаціями збурень (1,0; 1,1; 0,1 –1, 1).

На мал. 1е показані перехідні процеси в одноконтурній АСР з параметрами пі-регулятора, знайденими традиційним аналітичним методом і методом імітаційного моделювання за допомогою модифікованого генетичного алгоритму оптимізації. Видно, що компромісне

налаштування чисельним методом (крива 4) перевершує за якістю аналітичне налаштування, орієнтоване на одне збурення $I(t)=1$ (крива 1) і займає проміжне положення між оптимальними налаштуваннями, знайденими чисельним методом при збуреннях $I(t)=1, u(t)=0$ (крива 2) і $I(t)=0, u(t)=1$ (крива 3).

На мал. 1ж показані перехідні процеси регулювання в досліджених АСР. Параметри регуляторів і синаптичні коефіцієнти нейрорегуляторів були знайдені з використанням модифікованого генетичного алгоритму оптимізації.



Мал. 1. Схеми і графіки

- а) – одноконтурна АСР;
- б) – АСР з ПІ-регулятором і диференціатором;
- в) і г) -нейрорегулятор, відповідно, з трьома і шістьма входами;
- д) – повна репліка комбінацій збурень $I(t)$ і $u(t)$;
- е) – перехідні процеси в АСР з ПІ-регулятором;
- ж) – перехідні процеси в АСР при компромісних налаштуваннях
 (крива 1 – ПІ-регулятор;
 крива 2 – ПІД-регулятор;
 крива 3 – ПІ-регулятор і диференціатор;
 крива 4 – нейрорегулятор з трьома входами)

1. Ротач В.Я. Теория автоматического управления теплоэнергетическими процессами. М.: Энергоатомиздат, 1985.
2. Goldberg D.E. Genetic Algorithms in Search Optimizations and Machine Learning.-Addison.Wesly, 1989.
3. Nelder J.A., Mead R. A simplex Method for Function Minimization, Computer J., No. 7, 1964 pp. 308–313.