

УДК 621.311:681.5

ЗАСТОСУВАННЯ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ ДЛЯ ПАРАМЕТРИЧНОЇ ОПТИМІЗАЦІЇ СИСТЕМ АВТОМАТИЧНОГО РЕГУЛЮВАННЯ

О.М. Хонько

Магістрант*

Контактний тел.: (096) 701-75-13

E-mail: sanya_honko@ukr.net

А.П. Мовчан

Доцент, кандидат технічних наук*

Контактний тел.: (044) 241-75-85

E-mail: anatozymovchan@atep.ntu-kpi.kiev.ua

*Кафедра автоматизації теплоенергетичних процесів

Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут»

вул. Політехнічна, корпус №5, м. Київ, Україна, 03056

Показані недоліки використання звичайних пошукових методів в задачах параметричної оптимізації. Наведені порівняльні характеристики параметричного синтезу з використанням методу Хука-Дживса і генетичного алгоритму

Ключові слова: параметрична оптимізація, генетичний алгоритм

Указаны недостатки использования обычных поисковых методов в задачах параметрической оптимизации. Приведены сравнительные характеристики параметрического синтеза с использованием метода Хука-Дживса и генетического алгоритма

Ключевые слова: параметрическая оптимизация, генетический алгоритм

This article represents defects of the using of the search methods with parametric optimization. We give some comparative characteristics of the parametric synthesis using Hook-Jeeves method and genetic algorithm

Keywords: parametric optimization, genetic algorithm

1. Вступ

Звичайними аналітичними методами оптимізації з використанням простих одноконтурних систем автоматичного регулювання (САР) можна досягнути досить непоганих показників якості управління. Проте, коли мова йде про підвищення якості управління системи, в якій наявні внутрішні та зовнішні збурення, що неможливо виміряти, використовують більш складні структурні схеми САР (багатоконтурні системи, з використанням різних компенсуючих ланцюгів, диференціаторів і т.д.).

Дослідження показали, що для звичайних одноконтурних систем автоматичного регулювання (САР) з лінійними регуляторами задачі параметричної оптимізації, як правило, являються однокремальними. Однак, для складних багатоконтурних систем управління і систем управління з нейроконтролерами характерно поряд з глобальним наявністю великої кількості локальних екстремумів. Крім того, локальні екстремуми з'являються і при обмеженнях на простір пошуку.

Для рішення однокремальних задач оптимізації існує достатня кількість числових алгоритмів (для оптимального параметричного синтезу часто ви-

користують метод Хука-Дживса). При оптимізації одноконтурних САР з ПІ-регулятором такий алгоритм стійко знаходить оптимальні значення параметрів настройки регулятора.

Задача настройки складних схем САР спряжена з багатоекстремальністю цільової функції. Саме багатоекстремальність цільової функції є негативним фактором, адже результатом параметричної оптимізації може бути довільний екстремум. Тому для вирішення даної проблеми потрібна спеціальна методика по знаходженню глобального екстремуму або метод оптимізації, здатний знайти глобальний екстремум.

Для рішення задач оптимізації багатоекстремальних функцій все частіше використовують генетичні алгоритми (ГА).

З математичної точки зору генетичні алгоритми – це різновид методів оптимізації, які поєднують риси імовірнісних та детермінованих оптимізаційних алгоритмів. Основна їх ідея полягає в тому, щоб маніпулюючи з допомогою генетичних операторів над сукупністю закодованих параметрів задачі, отримувати нові розв'язки, які найбільш прийнятні для розв'язання вихідної задачі. Генетичні алгоритми широко використовуються в задачах, де виникає необхідність перебору великої множини варіантів розв'язків.

Задача настройки складних схем САР є однією із таких задач. Адже, коли САР містить в собі, окрім класичного ПІ- чи ПІД-регулятора, ще й інші додаткові регулюючі елементи, наприклад, компенсатори збурень (диференціатори), які також потрібно настроювати, то цей факт, як правило, робить задачу параметричної оптимізації багатоекстремальною та експоненціально розширює область пошуку оптимальних настройок з кожним додатковим параметром настройки.

2. Особливості оптимізації з використанням механізму ГА [1]

Генетичні алгоритми застосовуються в основному для пошуку оптимуму функцій декількох змінних. Причому задачі умовної оптимізації для їх розв'язання з використанням механізмів ГА зводяться до задач безумовної оптимізації. Розв'язки таких задач, в термінах ГА, представляються особинами. Кожен із параметрів задачі, що роз'язується, кодується за допомогою набору генів, які здебільшого представляються двійковими числами, хоча допускаються кодування дійсними числами або алфавітом. На практиці вибирається той спосіб кодування параметрів задачі, що є найбільш зручним.

Ідея генетичних алгоритмів взята із теорії Дарвіна про еволюцію. Основною характеристикою особини є її пристосованість до розв'язання поточної задачі, яка визначається за допомогою функції пристосованості (ФП), або в термінах функціональної оптимізації – цільової функції. Функція пристосованості часто реалізується як «чорний ящик», на вхід якого поступає набір генів (тобто, набір закодованих параметрів задачі), а виходом є певні числові значення, що характеризують ефективність поточного розв'язку задачі. Функція пристосованості повинна бути визначена на обмеженій області.

Генетичні алгоритми, як правило, працюють із сукупністю розв'язків (особин), яка в термінах ГА називається популяцією особин. Кількість особин в популяції (розмір популяції) залежить від умов та вимірності задачі, що розв'язується. За допомогою ФП найбільш пристосовані особини (більш прийнятні розв'язки задачі) отримують можливість схрещуватися і давати потомство (нові розв'язки), а найгірші (неприйнятні розв'язки) вилучаються з популяції. Таким чином, нове покоління в середньому більш пристосоване ніж попереднє. Основні етапи роботи пошукової процедури ГА наведено на рис. 1.

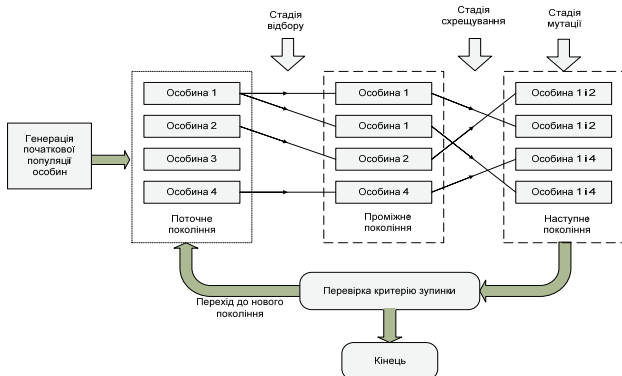


Рис. 1. Схема роботи пошукової процедури ГА

Кодування та декодування розв'язків

Для застосування ГА до розв'язання будь-якої задачі її основні параметри, що визначають розв'язки цієї задачі, необхідно представити (виконати процедуру кодування) за допомогою генів. Механізм цієї операції для випадку бінарного кодування зображено на рис. 2.

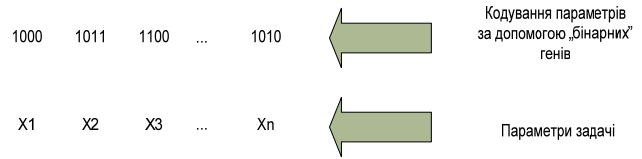


Рис. 2. Механізм операції бінарного кодування

Слід зауважити, що у випадку, коли ГА використовується для пошуку оптимальних настройок деякої САР, параметрами задачі $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$ (див. рис. 2) будуть вже конкретні параметри САР (наприклад, K_p - коефіцієнт підсилення та T_i - постійна часу для ПІ-регулятора і т.д.).

3. Основні принципи роботи пошукової процедури ГА на прикладі конкретної САР

Основні принципи роботи генетичного алгоритму будемо розглядати через призму оптимального параметричного синтезу на прикладі «комбінованої системи із стабілізуючим пристроєм, моделлю інерційної частини об'єкта і додатковим диференціатором, в якості пристрою компенсації зовнішнього збурення» [2].

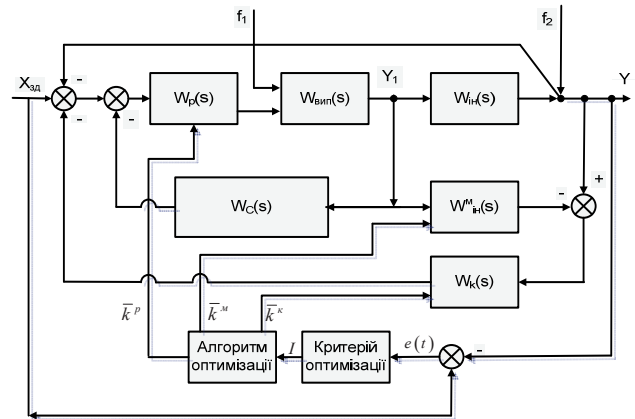


Рис. 3. Структурна схема оптимального параметричного синтезу комбінованої системи із стабілізуючим пристроєм, моделлю інерційної частини об'єкта і додатковим диференціатором, в якості пристрою компенсації зовнішнього збурення

На рис. 3 прийнято наступні позначення:

- $X_{зд}$ - сигнал завдання;
- Y - вихід регулюючої величини;
- f_1 - внутрішнє збурення;
- f_2 - зовнішнє збурення;

$$\begin{aligned}
 W_p(s) &= K_p \left(1 + \frac{1}{T_i \cdot s}\right) && \text{- передавальна функція ПІ-регулятора;} \\
 W_{\text{вип}}(s) &= \frac{K_{\text{вип}}}{T_{\text{вип}} \cdot s + 1} \cdot e^{-\tau_{\text{вип}} \cdot s} && \text{- передавальна функція випереджаючої частини об'єкта;} \\
 W_{\text{ін}}(s) &= \frac{K_{\text{ін}}}{T_{\text{ін}} \cdot s + 1} \cdot e^{-\tau_{\text{ін}} \cdot s} && \text{- передавальна функція інерційної частини об'єкта;} \\
 W_{\text{д}}(s) &= \frac{k_{\text{д}} \cdot T_{\text{д}2}}{T_{\text{д}} \cdot s + 1} && \text{- передавальна функція стабілізуючого пристрою, яка вибирається з умови } W_{\text{д}}(p) = K_{\text{ін}} - W_{\text{ін}}(p); \\
 W_{\text{к}}(s) &= \frac{k_{\text{д}2} \cdot T_{\text{д}2} \cdot s}{T_{\text{д}2} \cdot s + 1} && \text{- передавальна функція додаткового диференціатора;} \\
 W_{\text{ін}}^M(s) &= \frac{K_{\text{ін}}^M}{T_{\text{ін}}^M \cdot s + 1} \cdot e^{-\tau_{\text{ін}}^M \cdot s} && \text{- модель інерційної ділянки об'єкта.} \\
 \bar{k}^p(\bar{K}_p, \bar{T}_i) &&& \text{- вектор параметрів ПІ-регулятора } W_p(s); \\
 \bar{k}^M(\bar{K}_{\text{ін}}^M, \bar{T}_{\text{ін}}^M, \bar{\tau}_{\text{ін}}^M) &&& \text{- вектор параметрів моделі об'єкта } W_{\text{ін}}(s) \text{ (АП-ланка 1-го порядку з запізненням);} \\
 \bar{k}^k(\bar{K}_{\text{д}2}, \bar{T}_{\text{д}2}) &&& \text{- вектор параметрів компенсатора (диференціатора) зовнішніх збурень } W_{\text{к}}(s).
 \end{aligned}$$

Математична постановка задачі оптимального параметричного синтезу може бути сформульована наступним чином (рис. 3):

$$\begin{cases}
 I = \int_{t_n}^{t_k} f_0(\bar{x}, \bar{k}^p, \bar{k}^k, \bar{k}^M, \bar{x}_{\text{зд}}, f_1, f_2) dt \rightarrow \min_{\bar{V}_k(\bar{k}^p, \bar{k}^k, \bar{k}^M)} \\
 \bar{x} = f(\bar{x}_{\text{вип}}, \bar{x}_{\text{ін}}) && \text{- модель об'єкта;} \\
 \bar{x}_{\text{вип}}(\bar{K}_{\text{вип}}, \bar{T}_{\text{вип}}, \bar{\tau}_{\text{вип}}) && \text{- вектор параметрів випереджаючої ділянки об'єкта;} \\
 \bar{x}_{\text{ін}}(\bar{K}_{\text{ін}}, \bar{T}_{\text{ін}}, \bar{\tau}_{\text{ін}}) && \text{- вектор параметрів випереджаючої ділянки об'єкта;} \\
 \bar{k}^p && \text{- вектор параметрів регулятора;} \\
 \bar{k}^k && \text{- вектор параметрів компенсатора зовнішніх збурень;} \\
 \bar{k}^M && \text{- вектор параметрів моделі інерційної ділянки об'єкта;} \\
 \bar{V}_k(\bar{k}^p, \bar{k}^k, \bar{k}^M) && \text{- вектор параметрів підстройки системи;}
 \end{cases} \quad (1)$$

Формування початкової популяції розв'язків

Виконання ГА починається з формування початкової популяції особин. Для ефективного розв'язання будь-яких оптимізаційних задач важливо правильно визначити розмір популяції (кількість особин в ній) та методику формування початкової популяції особин. Початкова популяція – це аналог початкових наближень у термінах математичного моделювання. При цьому слід враховувати, що чим вище буде пристосованість особин початкової популяції, тим швидше буде знайдено найкращий розв'язок задачі. Для кожної задачі існує оптимальна кількість особин у популяції, що забезпечує достатню різноманітність

розв'язків та можливості відслідковувати параметри розрахунків.

Генеруємо початкову популяцію із n особин (кожна особина це вектор-параметрів налаштування САР).

$$\begin{aligned}
 &\underbrace{\left(\bar{k}^p(\bar{K}_p, \bar{T}_i), \bar{k}^M(\bar{K}_{\text{ін}}^M, \bar{T}_{\text{ін}}^M, \bar{\tau}_{\text{ін}}^M), \bar{k}^k(\bar{K}_{\text{д}2}, \bar{T}_{\text{д}2}) \right)}_1^1 \\
 &\underbrace{\left(\bar{k}^p(\bar{K}_p, \bar{T}_i), \bar{k}^M(\bar{K}_{\text{ін}}^M, \bar{T}_{\text{ін}}^M, \bar{\tau}_{\text{ін}}^M), \bar{k}^k(\bar{K}_{\text{д}2}, \bar{T}_{\text{д}2}) \right)}_2^2 \\
 &\dots \\
 &\underbrace{\left(\bar{k}^p(\bar{K}_p, \bar{T}_i), \bar{k}^M(\bar{K}_{\text{ін}}^M, \bar{T}_{\text{ін}}^M, \bar{\tau}_{\text{ін}}^M), \bar{k}^k(\bar{K}_{\text{д}2}, \bar{T}_{\text{д}2}) \right)}_n^n
 \end{aligned} \quad (2)$$

де n – розмір популяції (чим він більший, тим тривалішим буде пошук, рекомендоване значення – 100).

Значення для кожного із параметра в (2) формуються по методу генерації нормальних розподілених чисел, але в заданих наперед діапазонах (рекомендовано задавати цей діапазон в межах від -50% до +100% відносно інженерних налаштувань САР для кожного із підстроюваних параметрів).

Відбір хромосом

На кожному кроці виконання ГА відбираються найкращі особини-розв'язки, які отримують право «розмножуватися» і давати потомство (нові розв'язки). Чим вище пристосованість (значення ФП) окремої особини до розв'язання поточної задачі, тим більше у неї шансів прийняти участь у створенні нових розв'язків. Особини, які отримали можливість взяти участь у формуванні потомства, потрапляють у «проміжне покоління» (рис. 1). Найчастіше імовірність селекції певної особини прямо пропорційна її пристосованості. Такий відбір називається пропорційним і звичайно реалізується на практиці «методом рулетки».

Для кожної із згенерованих особин (векторів-параметрів настройки САР) обчислюється її придатність (значення заданого інтегрального критерію):

$$\begin{aligned}
 &\underbrace{\left(\int_{t_n}^{t_k} f_0 \left(\bar{k}^p(\bar{K}_p, \bar{T}_i), \bar{k}^M(\bar{K}_{\text{ін}}^M, \bar{T}_{\text{ін}}^M, \bar{\tau}_{\text{ін}}^M), \bar{k}^k(\bar{K}_{\text{д}2}, \bar{T}_{\text{д}2}) \right) dt \right)}_1^1 \\
 &\underbrace{\left(\int_{t_n}^{t_k} f_0 \left(\bar{k}^p(\bar{K}_p, \bar{T}_i), \bar{k}^M(\bar{K}_{\text{ін}}^M, \bar{T}_{\text{ін}}^M, \bar{\tau}_{\text{ін}}^M), \bar{k}^k(\bar{K}_{\text{д}2}, \bar{T}_{\text{д}2}) \right) dt \right)}_2^2 \\
 &\dots \\
 &\underbrace{\left(\int_{t_n}^{t_k} f_0 \left(\bar{k}^p(\bar{K}_p, \bar{T}_i), \bar{k}^M(\bar{K}_{\text{ін}}^M, \bar{T}_{\text{ін}}^M, \bar{\tau}_{\text{ін}}^M), \bar{k}^k(\bar{K}_{\text{д}2}, \bar{T}_{\text{д}2}) \right) dt \right)}_n^n
 \end{aligned} \quad (3)$$

У відповідності із отриманими значеннями придатності (3) формується «проміжне покоління» особин, в якому для кожної особини імовірність взяти участь у формуванні нових особин жорстко зв'язана із значенням її придатності, яке в свою чергу враховується при подальшому відборі особин по «методу рулетки».

Виконання генетичних операцій над особинами

Основними генетичними операціями є схрещення та мутація. Існують і інші операції (наприклад, інверсія) але вони досить рідко використовуються. Операція схрещування моделює процес схрещування особин популяції.

Самий простий, але досить ефективний тип схрещування – одноточковий. Механізм його реалізації показано на рис. 4.

Батьківські особини Особини-нащадки

0101.111100101010 => 1100. 111100101010
 1100.011100011111 => 0101.011100011111

Рис. 4. Механізм реалізації одноточкового схрещування

Операція схрещення по суті бере дві особини (два вектора-параметри), ділить кожен з них (а точніше їх двійкове кодування) на дві частини у визначеному місці і міняє місцями ці частини у векторах. Ділення відбувається у випадково вибраній частині по всій довжині хромосоми (вектора-параметра) і ділення відбувається лише в тому випадку, якщо тест на імовірність був пройдений успішно. Зазвичай імовірність встановлюється достатньо високою (90%), що, в принципі, відображає події, які відбуваються в природі.

Слід зауважити, що при застосуванні операції схрещування виникає одна потенційна проблема. Якщо обидві батьківські особини мали однакові значення в деяких генах, то і їх нащадки будуть мати ті ж самі значення цих генів. Для усунення цього недоліку застосовується механізм мутації особин, суть якого полягає у зміні деяких генів в особині, вибраних шляхом генерації випадкових значень, схематично це зображено на рис. 5.

Особина до мутації Особина після мутації

0101111100101010 => 0100111100101010

Рис. 5. Механізм мутації особини

Мутація особин, як правило, характеризується двома показниками: імовірністю застосування операції мутації (вона, на відміну від схрещення, відбувається набагато рідше, так що імовірність цієї події повинна бути достатньо низькою, і зазвичай, становить менше 5%) до попередньо вибраної особини і кількістю генів, які підлягають зміні.

Формування нового покоління особин

У «канонічному» ГА на кожній ітерації виконується заміщення батьківських особин їхніми нащадками, які отримані в результаті генетичних перетворень. Такий підхід достатньо природний, але особини-нащадки можуть виявитись «гіршими» від

батьківських особин, що може призвести до втрати уже знайдених гарних розв'язків. Для виправлення цього недоліку використовуються декілька підходів, в яких до найкращих («елітних») особин популяції застосовують дещо інші правила, ніж до всіх інших особин. В загальному випадку такі підходи отримали назву «стратегії елітизму». Їхня суть полягає в введенні (за іншими правилами) до наступного покоління ГА деякого числа найкращих особин-розв'язків із поточної популяції.

Критерій зупинки

Критерій зупинки визначає момент, коли потрібно зупинити роботу ГА. Такими критеріями, в залежності від умов задачі, можуть бути кількість поколінь, час розрахунків тощо.

При розв'язанні задачі оптимального параметричного синтезу САР як критерій зупинки використовується число поколінь з моменту початку розрахунків. Також, як додатковий критерій, пропонується використовувати час розрахунків, якщо розрахунок заданої кількості поколінь «затягнеться» у часі.

4. Порядок оптимального параметричного синтезу САР з використанням ГА

1. Налаштовуємо САР по інженерній методиці [2].
2. Задаємо параметри, що будуть оптимізуватись та їх діапазон (вибирається в межах -50% - 100% відносно інженерних налаштувань).
3. Проводиться оптимізація з використанням ГА.
4. Для отриманих налаштувань будуємо перехідний процес, який можна порівняти з перехідними процесами для інженерних налаштувань або налаштувань параметрів САР, отриманих звичайними пошуковими методами (наприклад, методом Хука-Дживса).

5. Результати досліджень

В якості досліджуваного об'єкту взята наступна модель:

$W_{>1}^{28?}(s) = \frac{0,5}{42s+1} e^{-18s}$ - передавальна функція випереджаючої ділянки об'єкта.

$W_{>1}^v(s) = \frac{1}{195s+1} e^{-45s}$ - передавальна функція інерційної ділянки об'єкта.

Критерій якості роботи системи – інтегральний критерій виду:

$$I = \int_{t_0}^t |\varepsilon(t)| t^i dt.$$

Порівняння результатів ОПС для метода Хука-Дживса та генетичного алгоритму (параметрична адаптація виключно параметрів ПІ-регулятора).

Примітка: при параметричній оптимізації з використанням методу Хука-Дживса для деяких випадків (перехідні процеси 2 і 4) початкові налаштування системи були змінені (відповідно на -50% і +50%).

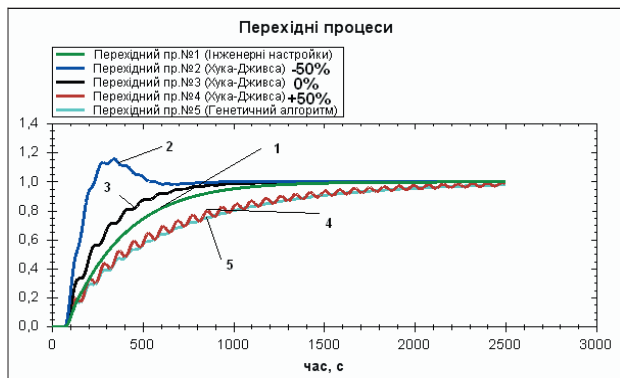


Рис. 6. Суміщені перехідні процеси для інженерних налаштувань САР та результатів ОПС з використанням методу Хука-Дживса та генетичного алгоритму при різних початкових настройках

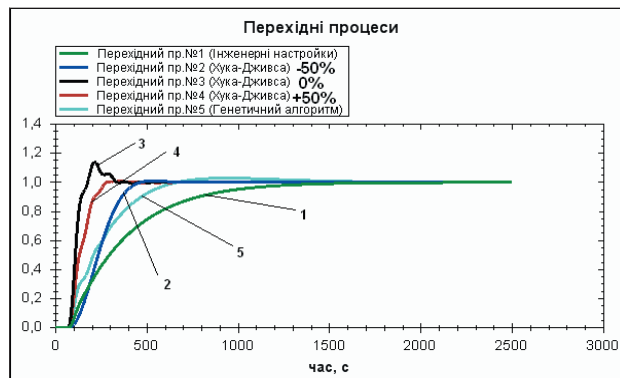


Рис. 7. Суміщені перехідні процеси для інженерних налаштувань САР та результатів ОПС з використанням методу Хука-Дживса та генетичного алгоритму при різних початкових настройках

Таблиця 1

Показники якості для перехідних процесів

Перехідний процес №	1	2	3	4	5
Статична похибка	0	0	0	0	0
Динамічна похибка	0	0,15	0	0	0
Степінь затухання	1	1	1	1	1
Час регулювання, с	730	450	680	1800	1800
Перерегулювання, %	0	15	0	0	0

Таблиця 2

Показники якості для перехідних процесів

Перехідний процес №	1	2	3	4	5
Статична похибка	0	0	0	0	0
Динамічна похибка	0	0,01	0,14	0	0,02
Степінь затухання	1	1	0,85	1	1
Час регулювання, с	990	395	300	245	550
Перерегулювання, %	0	1	14	0	2

З рис. 6 можемо зробити висновок, що при використанні методу Хука-Дживса для різних початкових налаштувань САР отримуємо різні результати оптимальних значень настройки системи. Тобто пошукова процедура методу Хука-Дживса кожен раз потрапляє в певний локальний екстремум. З допомогою ж ГА знаходяться найкращі рішення задачі по всій пошуковій області.

Порівняння результатів ОПС для методу Хука-Дживса та генетичного алгоритму при різних початкових налаштуваннях САР (параметрична адаптація всіх параметрів САР)

З рис. 7 можемо зробити висновок, що при використанні методу Хука-Дживса для різних початкових налаштувань САР також отримуємо різні результати оптимальних значень настройки системи (перехідний процес змінюється від аперіодичного до перехідного процесу із перерегулюванням 14%). При підстройці всіх параметрів САР, ОПС з використанням генетичного алгоритму дає дещо «розкидані результати», але більш стабільніші, ніж при використанні методу Хука-Дживса.

Література

- Кулаков Г.Т. Инженерные экспресс-методы расчета промышленных систем регулирования: Спр. пособие.-Мн.: Высш. шк., 1984. – 192 с.
- Панченко Т.В. Генетические методы: учебно-методическое пособие/под ред. Ю.Ю. Тарасовича. – Астрахань: Издательский дом «Астраханский университет», 2007. – 87с.