



УДК 681.513.6

К. В. Игнатъев, В. В. Путов

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина)

Применение генетических алгоритмов для расчета беспоисковых адаптивных систем

Рассматриваются вопросы применения генетических алгоритмов для расчета беспоисковой прямой адаптивной системы с параметрической настройкой на примере управления двухмассовым упругим электромеханическим объектом.

Бспоисковая адаптивная система, генетические алгоритмы, упругий электромеханический объект

Генетические алгоритмы – это процедуры поиска и оптимизации, основанные на принципах естественного отбора и наследования [1]. Большинство известных генетических алгоритмов имеют следующую структуру [2], [3]:

1. Инициализация (выбор исходной популяции). На данном этапе происходит формирование исходной популяции в виде случайного набора особей, представляющих собой двоичные последовательности фиксированной длины (хромосомы), которые соответствуют различным вариантам решения поставленной проблемы.

2. Оценка приспособленности особей. На данном этапе происходит расчет функции приспособленности для каждой особи в популяции. Данная функция представляет собой меру приспособленности особи в популяции и играет важную роль, так как позволяет выбрать наиболее приспособленные особи в соответствии с принципами естественного отбора. В процессе работы генетического алгоритма значение данной функции оптимизируется (максимизируется или минимизируется).

3. Проверка условий остановки генетического алгоритма. Обычно остановка генетического алгоритма происходит при достижении определенного значения функции приспособленности. Остановка также может происходить при отсутствии значительных изменений в значении функции приспособленности от поколения к поколе-

нию, а также по истечению определенного времени. В случае остановки алгоритма в качестве результата возвращается особь с наилучшим значением функции приспособленности.

4. Селекция особей. На данном этапе на основании рассчитанных на этапе 2 значений функций принадлежности, выбираются особи для участия в создании следующей популяции. Выбор производится согласно принципам естественного отбора, по которым наибольшие шансы на создание новых особей имеют особи с наилучшими значениями функции приспособленности. В результате процесса селекции образуется родительская популяция (родительский пул).

5. Применение генетических операторов. На данном этапе с помощью применения генетических операторов к выбранным на предыдущем этапе особям формируется новая популяция потомков. В генетических алгоритмах применяются два основных генетических оператора: оператор скрещивания и оператор мутации. При этом оператор мутации играет менее важную роль по сравнению с оператором скрещивания, поэтому скрещивание происходит практически на каждой итерации генетического алгоритма, а мутация – достаточно редко. На этапе скрещивания особи из родительского пула случайным образом разбиваются на пары, после чего из полученных родительских пар получают пары потомков с помощью случайного обмена частями хромосом. Опера-

ция мутации может применяться как к родителям до скрещивания, так и к потомкам, и заключается в случайном изменении хромосом особей.

6. Формирование новой популяции. Полученные на этапе 5 особи формируют новую популяцию, после чего происходит переход на этап 2.

В области систем управления известные генетические алгоритмы применяются в задачах автоматического управления, идентификации и анализа устойчивости. В некоторых случаях генетические алгоритмы применяются в качестве единственного средства разработки, в других случаях генетические алгоритмы комбинируются с аналитическими и интеллектуальными методами теории управления. Генетические алгоритмы широко применяются для расчета и синтеза структуры регуляторов. В [4] генетические алгоритмы были впервые применены для расчета коэффициентов ПИД-регуляторов. В [5] предлагался универсальный и простой метод расчета цифровых ПИД-регуляторов на основе генетических алгоритмов. В [6] генетические алгоритмы были применены для получения оптимальной управляющей последовательности в системе управления с прогнозирующими моделями. Особое внимание в этой работе было уделено нелинейным системам с ограничениями входных воздействий. Специальные методы кодирования особей и генетические операторы были предложены для того, чтобы исключить получение решений, не удовлетворяющих поставленным ограничениям. Генетические алгоритмы также могут быть использованы для настройки линейно-квадратичного гауссовского регулятора (Linear Quadratic Gaussian control (LQG-регулятор)). Например, в [7] генетические алгоритмы применялись для настройки весовой матрицы LQG-регулятора, при этом LQG-регулятор гарантировал устойчивость системы, а с помощью генетических алгоритмов оптимизировались параметры переходного процесса. Аналогичным образом, генетические алгоритмы применены в паре с H_∞ -регулятором, как это показано в [8].

Генетические алгоритмы также широко используются совместно с интеллектуальными нечеткими и нейросетевыми регуляторами. В нечетких системах генетические алгоритмы используются для настройки нечетких правил и соответствующих функций принадлежности. В нейросетях генетические алгоритмы используются в качестве метода обучения нейронной сети и получения весов связей сети. В [9] нейронная сеть

используется в качестве замены аналитического регулятора, при этом веса сети были получены с помощью генетического алгоритма. Каждая особь популяции представляет собой распределение весов в сети, структура и функция активации нейронов жестко заданы и не меняются в процессе настройки. Такой подход не требует наличия обучающей выборки, т. е. относится к методам обучения без учителя. Генетические алгоритмы также используются для оптимизации топологии нейронных сетей, например с помощью алгоритмов NEAT (Neuro-Evolution of Augmenting Topologies) [10], [11] и Hyper-NEAT (Hypercube-based NEAT) [12]. В работе [10] алгоритм NEAT используется для получения топологии и весов нейронной сети, управляющей двойным перевернутым маятником. В работе [11] алгоритм NEAT используется для получения топологии и весов нейронной сети, управляющей движением робота-манипулятора с учетом обхода препятствий.

Генетические алгоритмы в нечетких системах используются для настройки функций принадлежности и построения базы нечетких правил. Метод настройки функций принадлежности более распространен в виду того, что нечеткие правила чаще всего могут быть известны априори и преодоление неопределенности состоит в поиске подходящих функций принадлежности нечеткой системы. Использование заранее заданной системы нечетких правил позволяет также резко снизить сложность вычислений. В работе [13] описывается настройка параметров гауссовых функций принадлежности нечеткой системы. Используя технику нечеткой кластеризации и генетические алгоритмы, была разработана нечеткая система, описывающая трение в системе с двигателем постоянного тока.

В предлагаемой статье рассматриваются вопросы применения генетических алгоритмов для расчета беспроисковых систем управления на примере прямой беспроисковой адаптивной системы с параметрической настройкой для управления двухмассовым упругим электромеханическим объектом.

Прямая адаптивная система с параметрической настройкой. Рассмотрим линейный стационарный объект с одним входом вида

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{Ax} + \mathbf{bu}, \quad (1)$$

где $\mathbf{x} \in R^n$ – вектор состояния объекта (1), $u = u_a + u_l + u_0$ – скалярное управление, в том чис-

ле u_0 – программное управление, u_l – линейное управление с постоянными параметрами, u_a – искомое адаптивное управление; $b \in R^n$ – матрица-столбец входа; $A \in R^{n \times n}$ – матрица состояния объекта.

Полагаем, что A , b точно не известны, а известны лишь их усредненные (номинальные) значения A_0, b_0 . В этом случае можно использовать известный адаптивный закон управления (закон основного контура) следующего вида [14]:

$$u_a = \mathbf{k}_A^T \mathbf{x} + k_b u_0, \quad (2)$$

где вектор-столбец \mathbf{k}_A и скаляр k_b – настраиваемые параметры адаптивного закона (2).

Желаемая динамика адаптивной системы задается эталонной моделью вида

$$\dot{\mathbf{x}}_M = A_M \mathbf{x}_M + b_M u_0, \quad (3)$$

где A_M, b_M – $(n \times n)$ - и $(n \times 1)$ -мерные постоянные матрицы, A_M – гурвицева; $\mathbf{x}_M \in R^n$ – вектор состояния эталонной модели; u_0 – любая непрерывная ограниченная функция времени.

Дифференциальные уравнения алгоритмов настройки параметров \mathbf{k}_A, k_b имеют следующий вид [14], [15]

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{k}}_A^T = -\gamma_A b_M^T P \mathbf{e} \mathbf{x}^T - \lambda_A \mathbf{k}_A^T, \\ \dot{k}_b = -\gamma_b b_M^T P \mathbf{e} u_0 - \lambda_b k_b, \end{cases} \quad (4)$$

где $\mathbf{e} = \mathbf{x} - \mathbf{x}_M$ – n -мерный вектор ошибки, характеризующий отклонение состояния объекта от состояния эталонной модели; $\gamma_A, \gamma_b, \lambda_A$ и λ_b – положительные коэффициенты усиления алгоритмов настройки; P – симметричная положительно определенная матрица, удовлетворяющая уравнению Ляпунова вида

$$A_M^T P + P A_M = -G, \quad (5)$$

G – любая симметричная положительно определенная (в частности, диагональная) матрица.

Отметим, что в первом векторном дифференциальном уравнении для \mathbf{k}_A^T в алгоритмах настройки (4) для простоты дальнейшего изложения коэффициенты усиления γ_A, λ_A приняты одинаковыми каждого из n скалярных дифференциальных уравнений настройки. В общем же случае первое из уравнений (4) следует записать так:

$$\dot{\mathbf{k}}_A^T = -b_M^T P \mathbf{e} \mathbf{x}^T \Gamma_A - \mathbf{k}_A^T \Lambda_A, \quad (6)$$

где Γ_A, Λ_A – симметричные положительно определенные $(n \times n)$ -матрицы (Λ_A – обязательно диагональная, Γ_A – любая), что расширяет возможности гибкой настройки динамики процессов адаптации.

В настоящее время не существует каких-либо рекомендаций по выбору матриц G, Γ_A, Λ_A и коэффициентов γ_b, λ_b , отвечающих какому-либо наперед заданному виду переходных процессов по переменным ошибки \mathbf{e} и настраиваемым параметрам \mathbf{k}_A, k_b , кроме общего требования положительной определенности, гарантирующей достаточные условия работоспособности (экспоненциальной диссипативности) адаптивной системы (1)–(4), (6) при условии достижимости адаптивного закона [14], [15].

В данной статье предлагается использовать генетические алгоритмы для поиска параметров матриц G, Γ_A, Λ_A и коэффициентов γ_b, λ_b по условию минимизации ошибки отклонения динамики адаптивной системы от динамики, задаваемой эталонной моделью. Заметим, что G используется только для расчета матрицы P и с помощью генетических алгоритмов будем искать параметры матрицы P , а не G . Так как рассматриваемая система (1)–(4) имеет только один вход, то в алгоритмах (4) будет участвовать только одна строка из матрицы P , поэтому поиску подлежат только n коэффициентов матрицы P . Каждая особь популяции генетического алгоритма будет представлять собой один набор коэффициентов матрицы P , а также параметров $\gamma_A, \gamma_b, \lambda_A$ и λ_b , закодированных в виде вещественных чисел. Начальная популяция особей строится на основе коэффициентов матрицы P , рассчитанных по уравнению Ляпунова при использовании единичной матрицы G , а также единичных значений параметров $\gamma_A, \gamma_b, \lambda_A$ и λ_b . Минимизируемая оценочная функция генетического алгоритма будет строиться следующим образом:

1. Промоделируем переходные процессы эталонной модели с постоянным шагом интегрирования Δt_{int} для получения переходных процессов $\mathbf{x}_M(t)$.

2. Промоделируем переходные процессы адаптивной системы с постоянным шагом интегрирования Δt_{int} для каждой особи при умень-

шении и увеличении параметров матриц A и b в три раза во всех комбинациях для получения переходных процессов $\mathbf{x}(t)$.

3. Рассчитаем сумму модулей разностей между полученными переходными процессами в адаптивной системе и переходными процессами в эталонной модели для каждой точки интегрирования $s_j = \sum_{i=1}^l |x_{ji} - x_{M_i}|$, где l – количество точек интегрирования.

4. В качестве результата оценочной функции выберем наибольшее значение из рассчитанных на этапе 3 значений для каждой конкретной особи $f = \max s_j$.

Выбор шага интегрирования Δt_{int} зависит от сходимости выбранного метода интегрирования, а количество точек интегрирования l – от длительности переходных процессов в рассматриваемой системе.

Использование описанного алгоритма позволяет улучшить качество переходных процессов в адаптивной системе с неопределенными параметрами и законом управления с параметрической настройкой (2)–(4).

Рассмотрим работу описанного генетического алгоритма на примере расчета с помощью генетических алгоритмов адаптивной системы для двухмассового упругого электромеханического объекта с подчиненным и модальным управлениями.

Математическая модель упругого объекта.

Рассмотрим линеаризованную математическую модель двухмассового упругого электромеханического объекта с подчиненным управлением. Пренебрежем электромагнитной инерцией двигателя и рассмотрим объект (1) с двухконтурной системой управления, замкнутый по положению нагрузки и скорости двигателя:

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{q}_2 = \omega_2, \\ \dot{\omega}_2 = \frac{1}{J_2} m_y, \\ \dot{m}_y = p(\omega_1 - \omega_2), \\ \dot{\omega}_1 = \frac{k_m k_y k_p \beta_c \beta_p}{J_1 R} u_c - \frac{k_m k_y k_p \beta_c \beta_p}{J_1 R} q_2 - \\ - \frac{k_m (k_e + k_c k_y \beta_c)}{J_1 R} \omega_1 - \frac{1}{J_1} m_y, \\ u = u_0 + u_l + u_a, \end{array} \right. \quad (7)$$

где ω_1 – скорость вращения вала двигателя; m_y – упругий момент, возникающий в упругой связи

при ее деформации; ω_2 – скорость вращения рабочего органа; q_2 – угловое положение рабочего органа; k_m и k_e – постоянные коэффициенты, определяемые конструктивными данными электрической машины; k_y – коэффициент передачи усилителя мощности; J_1 – момент инерции двигателя (первая масса); J_2 – момент инерции рабочего органа (вторая масса); R – активное сопротивление обмотки двигателя; β_c и β_p – коэффициенты усиления контурных регуляторов скорости двигателя и положения рабочего органа соответственно; k_c и k_p – постоянные коэффициенты передачи датчиков скорости двигателя и положения рабочего органа соответственно; p – коэффициент упругости связи; u – суммарное управление; $u_0 = b\varphi_0$ – программное управление; b – коэффициент пропорциональности, равный суммарному коэффициенту обратной связи по управляемой переменной; φ_0 – заданная программная функция угла поворота рабочего органа; u_l – модальное управление; u_a – искомое адаптивное управление.

Примем в качестве исходного для разработки адаптивной системы объект со следующими параметрами: $k_m = 1 \text{ В} \cdot \text{с}$, $k_e = 1 \text{ В} \cdot \text{с}$, $k_y = 22$, $k_c = 1 \text{ В} \cdot \text{с/рад}$, $k_p = 1 \text{ В} \cdot \text{с/рад}$, $J_1 = 0.05 \text{ кг} \cdot \text{м}^2$, $J_2 = 0.1 \text{ кг} \cdot \text{м}^2$, $R = 2 \text{ Ом}$, $p = 25 \text{ Н} \cdot \text{м/рад}$, $\beta_c = 0.6818$, $\beta_p = 25$, коэффициенты контурных П-регуляторов подчиненного управления β_c и β_p рассчитаны в соответствии с [15].

Известно [15], что при условии полной управляемости объекта (7) задача подавления упругих колебаний при известных постоянных параметрах объекта (7) решается применением модального управления

$$u_l = \mathbf{k}^T \mathbf{x}, \quad (8)$$

где $\mathbf{k}^T = [k_1 \ k_2 \ k_3 \ k_4]^T$ – числовой вектор обратных связей объекта (7), рассчитываемый по условию обеспечения заданного (желаемого) распределения корней характеристического уравнения замкнутой системы (7), (8), $\mathbf{x} = [q_2 \ \omega_2 \ m_y \ \omega_1]^T$ – вектор состояния упругого объекта (7). Коэффициент b в системе с подчиненным и модальным управлением будет равен $b = k_p - k_1$.

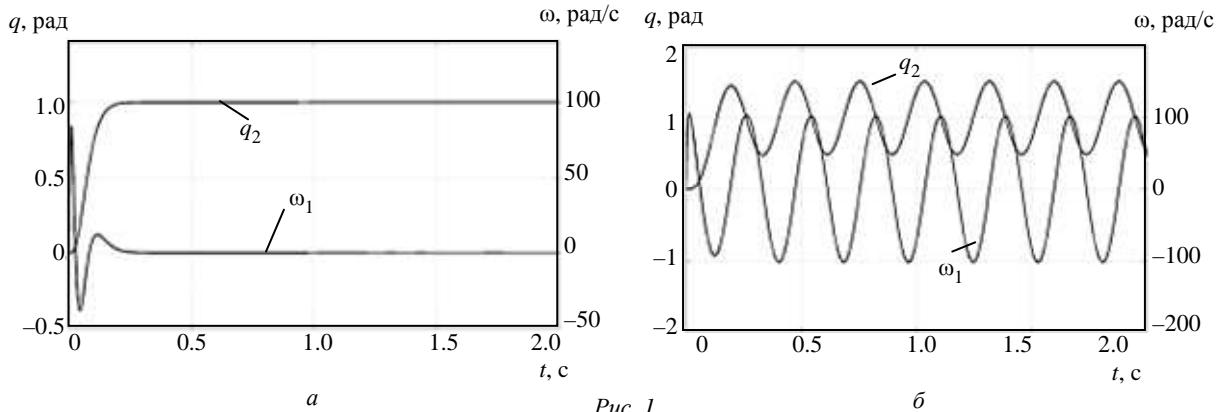


Рис. 1

Для расчета коэффициентов модального управления выберем полосу пропускания системы, равную максимально достижимой полосе пропускания контура положения $\omega_0 = 50$ рад/с. Желаемый характеристический полином замкнутой системы выберем в виде полинома Ньютона

$$\varphi(\lambda) = \lambda^4 + 4\omega_0\lambda^3 + 6\omega_0^2\lambda^2 + 4\omega_0^3\lambda + \omega_0^4,$$

где ω_0 – выбранная полоса пропускания системы.

Коэффициенты модального управления для объекта (6) будут:

$$k_1 = -5.6593, \quad k_2 = -0.4796, \\ k_3 = -0.1519, \quad k_4 = -0.0107.$$

Графики переходных процессов углового положения рабочего органа и скорости двигателя в объекте (6) с модальным управлением и номинальными параметрами объекта, а также с уменьшенным в 5 раз коэффициентом упругости p , представлены на рис. 1 (с модальным управлением и номинальными параметрами – а, с уменьшенным в 5 раз коэффициентом упругости – б).

Как видно из представленных на рис. 1 графиков, модальное управление успешно справляется с задачей подавления упругих колебаний при номинальных параметрах системы, но изменения пара-

метров приводят к ухудшению качества переходного процесса и даже потере работоспособности.

Применение адаптивного управления. Для улучшения качества переходных процессов в системе при изменении ее параметров построим прямую адаптивную систему с параметрической настройкой и эталонной моделью вида (2)–(4).

Возьмем в качестве эталонной модели уравнения объекта (6) с номинальными параметрами и модальным управлением (7). В этом случае матрицы A_M и b_M будут иметь следующий вид:

$$A_M = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 10 & 0 \\ 0 & -25 & 0 & 25 \\ -24973 & -1798.5 & -589.6902 & -199.95 \end{bmatrix}, \\ b_M = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 3750 \end{bmatrix}, \quad (9)$$

Найдем из уравнения (5) значения матриц P_1 и P_2 для двух значений матрицы G : $G_1 = \text{diag}\{10, 10, 10, 10\}$ и $G_2 = \text{diag}\{0.1, 1, 50, 0.001\}$. Получим

$$P_1 = \begin{bmatrix} 1795.1 & 133.6168 & 31.6623 & 2.0022 \cdot 10^{-4} \\ 133.6168 & 11.7231 & 2.6549 & 0.0402 \\ 31.6623 & 2.6549 & 1.1595 & 0.0535 \\ 2.0022 \cdot 10^{-4} & 0.0402 & 0.0535 & 0.0317 \end{bmatrix}, \\ P_2 = \begin{bmatrix} 1959.3 & 156.2915 & 7.819 & 2.0022 \cdot 10^{-6} \\ 156.2915 & 16.2812 & 1.1906 & 0.0706 \\ 7.819 & 1.1906 & 0.6569 & 0.0626 \\ 2.0022 \cdot 10^{-6} & 0.0706 & 0.0626 & 0.0078 \end{bmatrix}. \quad (10)$$

Примем коэффициенты алгоритмов настройки (4), равными единице, и рассмотрим поведение адаптивной системы при различных изменениях параметров объекта (6) при двух выбранных матрицах G_1 и G_2 (2)–(4), (6)–(8).

На рис. 2 представлены графики переходных процессов положения рабочего органа (второй массы) системы с адаптивным управлением и изменением коэффициента упругости системы в 5 раз в сторону уменьшения (рис. 2, а) и сторону увеличения (рис. 2, б) при использовании в алгоритмах (4) матриц P_1 , P_2 из (10), рассчитанных по уравнению (5) с помощью матриц G_1 и G_2 . Штриховой линией представлен график переходного процесса эталонной модели.

На рис. 3 представлены графики переходных процессов положения рабочего органа системы с адаптивным управлением и изменением момента инерции второй массы в 5 раз в сторону увеличения (рис. 3, а) и уменьшения (рис. 3, б) при использовании матриц P_1 , P_2 из (10), рассчитанных по матрицам G_1 и G_2 . Штриховой линией представлен график переходного процесса эталонной модели.

Как видно из графиков, адаптивное управление позволяет обеспечить работоспособность системы при изменении ее параметров, однако качество переходных процессов остается неудовлетворительным и варьирование параметров матрицы G и коэффициентов γ_A , γ_b , λ_A и λ_b алгоритмов настройки (4) не приводит к их улучшению.

Использование генетических алгоритмов для расчета параметров прямой адаптивной системы управления с алгоритмами параметрической настройки. Рассчитаем параметры P , γ_A , γ_b , λ_A и λ_b адаптивной системы с помощью генетических алгоритмов. Заметим что в уравнениях (4) матрица P умножается слева на транспонированную матрицу b_M , имеющую один нижний ненулевой элемент, поэтому в уравнения (4) входит одна (нижняя) строка матрицы P , следовательно, требуется найти только четыре коэффициента этой строки. Каждая особь популяции генетического алгоритма в этом случае будет представлять собой один набор коэффициентов матрицы P . Таким образом, хромосома особи будет содержать четыре гена, закодированных в виде вещественных чисел. Начальная популя-

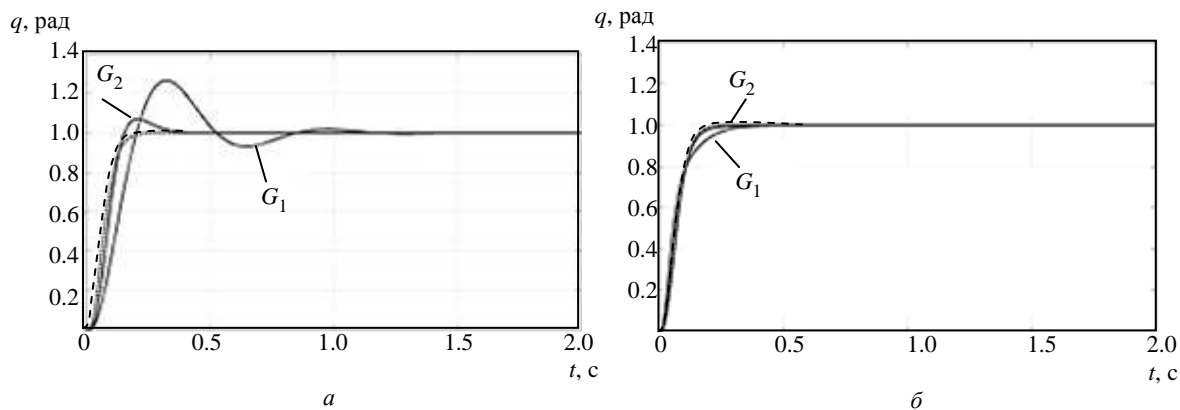


Рис. 2

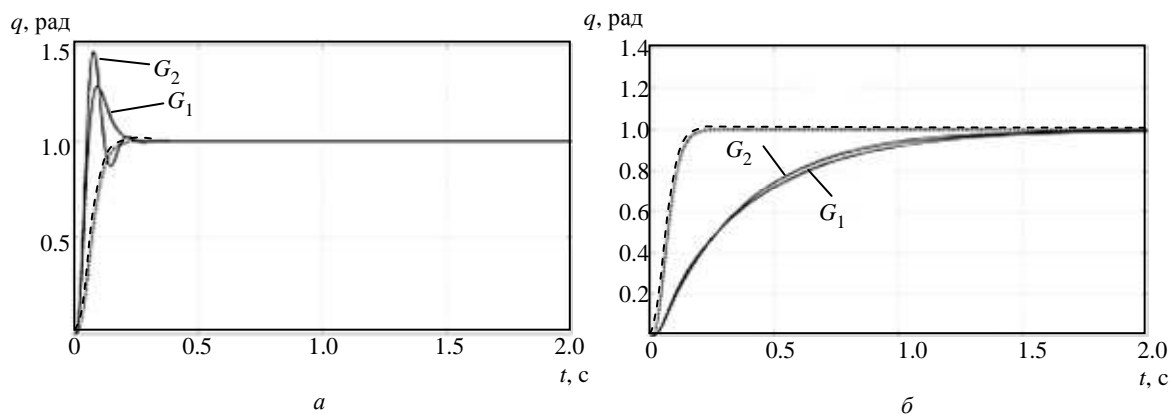


Рис. 3

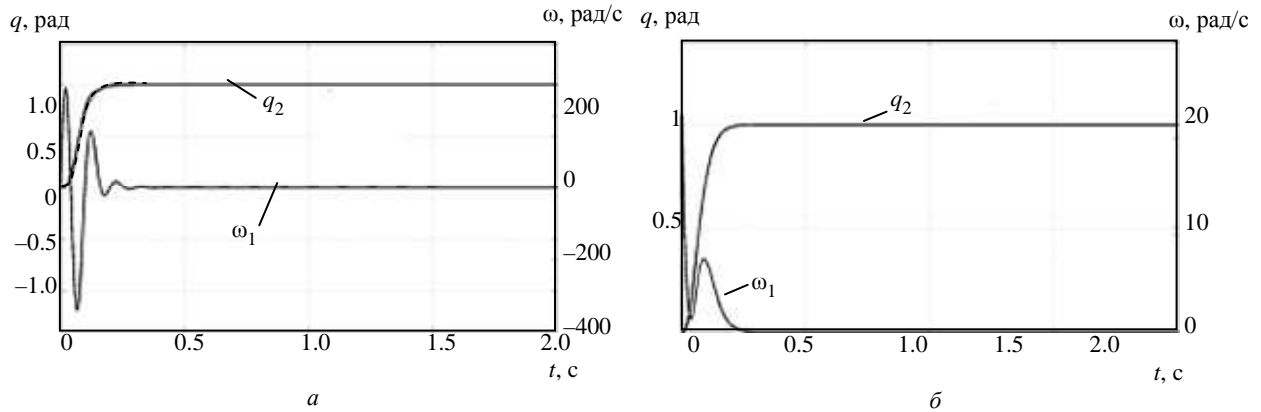


Рис. 4

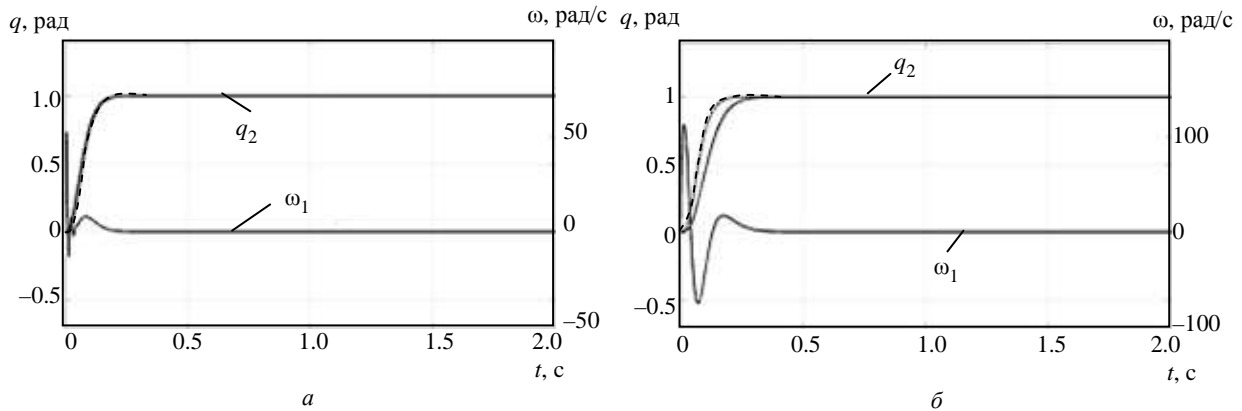


Рис. 5

ция особей строится на основе коэффициентов матрицы P , рассчитанных по уравнению Ляпунова, при этом примем коэффициенты γ_A , γ_b , λ_A и λ_b , равными единице. Минимизируемую оценочную функцию генетического алгоритма построим следующим образом:

1) промоделируем переходный процесс эталонной модели с постоянным шагом интегрирования Δt_{int} для получения переходного процесса $x_M(t)$;

2) промоделируем переходный процесс системы с постоянным шагом интегрирования Δt_{int} для каждой особи при уменьшении и увеличении в три раза коэффициента упругости и момента инерции второй массы во всех комбинациях $x_j(t)$;

3) рассчитаем сумму модулей разности между полученным переходным процессом и эталонным процессом для каждой точки интегрирования

$$s_j = \sum_{i=1}^l |x_{j_i} - x_{M_i}|;$$

4) в качестве результата оценочной функции выберем наибольшее значение из рассчитанных на этапе 2 значений для каждой конкретной особи $f = \max s_j$.

В данном случае шаг интегрирования был выбран $\Delta t_{\text{int}} = 0.0001$ с, в качестве метода интегрирования был выбран явный метод Рунге–Кутты 4-го порядка точности. В результате выполнения поиска параметров матрицы P описанным выше образом для системы (4) были получены следующие коэффициенты матрицы P : $p_{41} = 0$, $p_{42} = 1.258$, $p_{43} = 0.119$, $p_{44} = 0.015$.

Первые три строки матрицы P не участвуют в формировании алгоритмов (4), поэтому они могут быть взяты любыми с сохранением ее симметричности и положительной определенности. Рассмотрим графики переходных процессов, получаемых при использовании рассчитанной по генетическим алгоритмам матрицы P .

На рис. 4 и 5 представлены графики переходных процессов углового положения рабочего органа (второй массы) и скорости двигателя адаптивной системы (2)–(4), (7), (8), рассчитанной с помощью генетических алгоритмов, при изменении в 5 раз в сторону уменьшения (а) и сторону увеличения (б) коэффициента упругости и момента инерции второй массы соответственно. Штриховой линией представлен график переходного процесса эталонной модели.

Как видно из полученных графиков переходных процессов, применение генетических алгоритмов для расчета параметров адаптивного управления позволяет добиться лучшей формы переходных процессов системы при изменении параметров объекта.

В широко известных интегральных с огрублениями алгоритмах настройки параметров беспойсковых (аналитических) прямых с эталонными моделями и непрямыми с настраиваемыми моделями адаптивных систем управления, разработанных еще в 60-е гг. XX в. и обобщенных в работе [16] до сих пор не решена проблема установления связи выбора параметров усиления алгоритмов настройки и матрицы P квадратичной формы целевого функционала, удовлетворяющей матричному уравнению Ляпунова, на динамическую точность (сходимость и быстродействие) процессов адаптации.

В статье предлагается новый метод целенаправленного синтеза параметров усиления алгоритмов параметрической адаптации и матрицы P

целевого функционала беспойсковых адаптивных систем по условию наилучшего приближения динамики адаптивной системы к динамике эталонной модели, базирующийся на применении генетических алгоритмов.

Представлен краткий обзор применения генетических алгоритмов в задачах автоматического управления динамическими объектами и на его основе разработана методика расчета параметров алгоритмов настройки прямых адаптивных систем по условию минимизации оценочной функции генетического алгоритма близости переходных процессов в адаптивной системе к переходным процессам эталонной модели.

Эффективность предлагаемого нового метода расчета параметров прямых адаптивных систем на основе генетических алгоритмов проиллюстрирована примером расчета адаптивной системы с эталонной моделью и алгоритмами параметрической настройки для управления двухмассовым упругим электромеханическим объектом четвертого порядка неопределенными параметрами.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Holland J. H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Ann Arbor: The University of Michigan Press, 1975.
- An Overview of Evolutionary Computation / W. M. Spears, K. A. De Jong, T. Bäck, D. B. Fogel, H. de Garis // *Machine Learning: ECML-93 European Conf. on Machine Learning Lecture Notes in Artificial Intelligence* № 667 / Ed. P.B. Brazdil. 1993. P. 442-459.
- Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети генетические алгоритмы и нечеткие системы: пер. с польск. И. Д. Рудинского. М.: Горячая линия – Телеком, 2006.
- Oliveira P., Sequeira J., Sentieiro J. Selection of Controller Parameters using Genetic Algorithms *Engineering Systems with Intelligence // Concepts Tools and Appl.* Kluwer Academic Publishers Dordrecht Netherlands, 1991. P. 431-438.
- Porter B., Jones A. H. Genetic tuning of Digital PID Controllers // *Electronics Letters*. 1992. Vol. 28, № 9. P. 843-844.
- Genetic algorithms for optimization in predictive control / C. Onnen, R. Babuška, U. Kaymak, J. M. Sousa, H. B. Verbruggen, R. Isermann // *Control Engineering Practice*. 1997. Vol. 5, iss. 10. P. 1363-1372.
- Mei T. X., Goodall R. M. LQG and GA solutions for active steering of railway vehicles // *IEEE Proc. Control Theory and Applications*. 2000. Vol. 147, № 1. P. 111-117.
- Evolutionary H-infinity design of an electromagnetic suspension control system for a maglev vehicle / N. V. Davek, J. F. Whidborne, A. J. Chipperfield, P. J. Fleming // *Proc. of the Institution of Mechanical Engineers*. 1997. Vol. 211, pt. I. P. 345-355.
- Ichikawa Y., Sawa T. Neural Network Application for Direct Feedback Controllers // *IEEE Transactions on Neural Networks*. 1992. Vol. 3, № 2. P. 224-231.
- Stanley K. O., Miikkulainen R. Evolving Neural Networks through Augmenting Topologies // *Massachusetts Institute of Technology Evolutionary Computation*. 2002. Vol. 10, № 2. P. 99-127.
- D'Silva T. W. Evolving Robot Arm Controllers Using the NEAT Neuroevolution Method / M.S.E. The University of Texas at Austin. 2006 P. 14-29
- Stanley Kenneth O. B., D'Ambrosio D., Gauci J. A Hypercube-Based Encoding for Evolving Large-Scale Neural Networks // *Artificial Life*. 2006. № 15. P. 185-212.
- Tzes A., Peng P. Y., Guthy J. Genetic-Based Fuzzy Clustering for DC-Motor Friction Identification and Compensation // *IEEE Transactions on Control Systems Technology*. 1998. Vol. 6, № 4. P. 462-472.
- Путов В. В. Прямые и не прямые беспойсковые адаптивные системы с мажорирующими функциями и их приложения к управлению нелинейными механическими объектами с упругими деформациями // *Мехатроника, автоматизация и управление*. 2007. № 10. С. 4-11.
- Путов В. В., Шелудько В. Н. Адаптивные и модальные системы управления многомассовыми нелинейными упругими механическими объектами. СПб.: ООО «Техномедиа» / Элмор, 2007.
- Фрадков А. Л. Схема скоростного градиента и ее применение в задачах адаптивного управления // *Автоматика и телемеханика*. 1979. № 9. С. 90-101.

K. V. Ignatiev, V. V. Putov
Saint Petersburg Electrotechnical University «LETI»

APPLICATION OF GENETIC ALGORITHMS IN SEARCHLESS
ADAPTIVE CONTROL SYSTEMS DESIGN

The use of genetic algorithms in design of searchless adaptive control systems with parametric tuning exemplified by double mass elastic electromechanical plant control system.

Searchless adaptive system, genetic algorithms, elastic electromechanical system
