

УДК 681.515

А.И. Бобиков, А.В. Шабирина

ВЫБОР ВЕСОВЫХ МАТРИЦ ДЛЯ ЗСУР РЕГУЛЯТОРА С ПОМОЩЬЮ СТАЙНОГО АЛГОРИТМА ОПТИМИЗАЦИИ

Одним из достоинств метода зависящего от состояния уравнения Риккати (ЗСУР) является не только сходство с методом линейного квадратичного регулятора (ЛКР), но и возможность добиться «компромисса» между управляющими воздействиями и ошибками относительно переменных состояния с помощью настройки весовых матриц. В статье предлагается настроить эти матрицы для ЗСУР регулятора с помощью алгоритма стайной оптимизации [Particle Swarm Optimization(PSO)]. В заключение предлагаемый метод успешно применен для объекта в виде конического резервуара.

Ключевые слова: *нелинейный объект, стайный алгоритм оптимизации, метод зависящего от состояния уравнения Риккати.*

Введение. В работе [1] рассматривалась задача проектирования нелинейной системы управления уровнем жидкости в коническом резервуаре. Основным достоинством такого типа резервуаров является то, что конусное дно обеспечивает наиболее полное опустошение емкости и более легкую очистку резервуара. Сами по себе резервуары являются сложными нелинейными промышленными объектами, для которых невозможно применить традиционные подходы управления, например ПИД-регулирование [12], поэтому в [1] использовался сравнительно новый метод построения нелинейного регулятора, называемый методом зависящего от состояния уравнения Риккати (ЗСУР) [1,5,7,9,14]. Наиболее вескими преимуществами метода ЗСУР являются его простота и его очевидная эффективность, как показано в работах [7,9], так как в отличие от решения задачи динамической оптимизации, он не пытается решить уравнение Гамильтона – Якоби – Беллмана в частных производных. Ведь, чтобы производить вычисления в режиме реального времени, нужно избежать решения любого уравнения в частных производных.

Существует множество работ, посвященных настройке весовых матриц, входящих в интегральный критерий качества, с помощью различных алгоритмов оптимизации для ЛКР регулятора [3,6,10,11]. Стоит отметить сходство между этим методом и методом ЗСУР. Однако вместо того, чтобы использовать линейную модель объекта, как это происходит в случае ЛКР, в методе ЗСУР для объекта применяется аффинная по входу параметризованная псевдолинейная модель. Далее интегральный критерий качества,

путем минимизации которого находят закон управления в методе ЗСУР, будем называть основным критерием качества.

Как для метода ЛКР, так и для метода ЗСУР весовые матрицы являются параметрами проектирования, определяющими решение уравнения Риккати (зависящего от состояния в случае ЗСУР) и тем самым влияющими на качество работы замкнутой системы. Обычно эти матрицы выбираются «вручную» проектировщиком системы в соответствии с рекомендациями [4].

В данной статье предлагается выбирать весовые матрицы автоматически, путем минимизации дополнительных критериев качества в виде интегральной квадратичной ошибки и интеграла по модулю ошибки. Интеграл по модулю обеспечивает хорошую сходимость, а возведение в квадрат ошибки позволяет устранить влияние отрицательных значений отклонения регулируемой величины [2].

В последнее время появилось много биоинспирированных (вдохновленных природой) алгоритмов оптимизации, например генетические алгоритмы, муравьиные алгоритмы, алгоритмы роя пчел и другие [13]. Для минимизации дополнительных критериев предлагается использовать алгоритм стайной оптимизации [3,4,10,16]. Этот алгоритм является методом численной оптимизации, для использования которого не требуется знать градиента оптимизируемой функции. По сравнению с генетическим алгоритмом, операторы которого могут быть реализованы различными путями, стайный алгоритм имеет лишь один оператор для вычисления скорости частиц, что обеспечивает его более быструю сходи-

мость, быструю настройку параметров, меньшие затраты вычислительных ресурсов и способность избежать локальных оптимумов. Поэтому в данной статье предлагается использовать именно этот метод.

Цель работы – выбрать соответствующие весовые матрицы для проектируемого ЗСУР регулятора, используя алгоритм стайной оптимизации (PSO) как интеллектуальную процедуру.

Далее кратко изложим основные идеи метода ЗСУР [5,7,9,14].

Оптимальный ЗСУР регулятор. Пусть нелинейный объект управления описывается следующим образом:

$$\dot{x} = f(x) + g(x)u, \quad x(0) = x_0, \quad (1)$$

где x является $n \times 1$ вектором состояния, u является $m \times 1$ вектором управления, $f(x)$, $g(x)$ – матричные, непрерывно дифференцируемые функции, зависящие от вектора состояния. Чтобы спроектировать в рамках ЛК управления оптимальную обратную связь по состоянию, мы, прежде всего, должны определить основной показатель качества в виде функционала:

$$J = \int_0^{\infty} [x^T(t)Q(x)x(t) + u^T(t)R(x)u(t)] dt, \quad (2)$$

где $Q(x) \in R^{n \times n}$ и $R(x) \in R^{m \times m}$ – весовые матричные функции. С помощью настройки этих весовых матриц можно добиться компромисса между управляющими воздействиями и ошибками относительно переменных состояния – это возможность, которая не доступна в других методах нелинейного управления.

В соответствии с методом ЗСУР сначала нужно осуществить расширенную линеаризацию (параметризацию) [5] уравнения состояния нелинейного объекта (2), то есть преобразовать это уравнение к виду:

$$\dot{x}(t) = A(x)x + B(x)u(t), \quad x(0) = x_0, \quad (3)$$

где $A(x)$, $B(x)$ – нелинейные непрерывные матричные функции, зависящие от состояния.

Для синтеза ЗСУР управления необходимо выполнение условий, рассмотренных ниже [7].

Условие 1. $f(x)$ является непрерывно дифференцируемым вектором-функцией, зависящим от x , $B(x) \neq 0$ для $\forall x$.

Условие 2. Полагаем, что $x = 0$ является состоянием равновесия системы, таким, что при $u = 0$, $f(0) = 0$.

Условие 3. Параметрами проектирования являются матричные функции, удовлетворяющие требованиям:

$$Q(x) = Q^T(x) \geq 0 \text{ и } R(x) = R^T(x) > 0.$$

Условие 4. Пара $(A(x), B(x))$ является поточечно управляемой или стабилизируемой для $\forall x$.

Чтобы найти управление, минимизирующее критерий (2), нужно решить зависящее от состояния уравнение Риккати (ЗСУР):

$$P(x)A(x) + A^T(x)P(x) - P(x)G(x)R^{-1}(x)G^T(x)P(x) + Q(x) = 0. \quad (4)$$

Следуя технологии линейно квадратичного регулятора (ЛКР), находим управление с обратной связью по состоянию [1,7]:

$$u(x) = -K(x)x, \quad (5)$$

где $K = -R^{-1}(x)B^T(x)P(x)$ – матрица обратной связи по состоянию.

Заметим, что **Условие 2** при решении некоторых задач управления не всегда выполняется. Тогда, чтобы применить метод ЗСУР [9,11], в работе [1] предлагается преобразовать уравнение (1) так, чтобы новая переменная состояния так же, как и новое управление, были равны нулю в состоянии равновесия. Новые переменную состояния и управление можно записать так:

$$X = x - \bar{x}, \quad U = u - \bar{u}. \quad (6)$$

Здесь \bar{x} и \bar{u} – установившиеся значения уровня жидкости в резервуаре и управления соответственно. X и U представляют собой отклонения уровня жидкости и управления от своих установившихся значений соответственно. Значения \bar{x} и \bar{u} вычисляются путем решения уравнения

$$f(\bar{x}) + g(\bar{x})\bar{u} = 0. \quad (7)$$

Заменяя в (1) x и u на отклонения X и U , приходим к преобразованному уравнению

$$\dot{X} = F(X) + G(X)U, \quad (8)$$

где

$$F(X) = f(X + \bar{x}) + g(X + \bar{x})\bar{u}, \quad G(X) = g(X + \bar{x}). \quad (9)$$

Как видим, при $U=0$ состояние $X=0$ является нулевым состоянием равновесия для преобразованного объекта с уравнением (9).

В общем случае выбор матрицы $A(x)$ не является уникальным. В данной статье мы не будем его касаться, но следует отметить, что неоднозначность выбора этой матрицы влияет на значение основного критерия качества (2). Однако не существует удобного систематического метода для выбора весовых матриц. Выбор весовых матриц обычно производят, используя метод последовательных приближений, руководствуясь при этом опытом проектирования. Далее описываются алгоритм PSO и его применение для выбора весовых матриц и проектирования ЗСУР регулятора.

Стайный алгоритм оптимизации. При решении многих практических задач часто возникает необходимость выбора наилучшего решения из всех возможных. Математически такой выбор формализуется в виде задач оптимизации. Широко известные методы математического программирования [2] представляют собой детерминированную итерационную процедуру пошагового улучшения одного текущего (наилучшего) решения. Эффективность алгоритмов математического программирования основывается на полном использовании удобных с точки зрения оптимизации свойств (экстремальность, выпуклость, гладкость, и т.п.) целевой функции, которые полагаются известными заранее. Для многих практических задач такие свойства либо не выполняются, либо об этом нет информации [3].

В последнее время для решения подобного рода задач появилось много биоинспирированных (вдохновленных природой) алгоритмов оптимизации, например генетические алгоритмы, муравьиные алгоритмы, рыночные алгоритмы, имперские алгоритмы, которые принципиально отличаются от алгоритмов математического программирования, являются недетерминированными (стохастическими) и работают одновременно с большим количеством текущих решений (многоагентность), являются более эффективными и универсальными.

Для минимизации дополнительных критериев качества в данной статье предлагается использовать *алгоритм стайной оптимизации (Particle Swarm Optimization – PSO)* [8,13,15,16].

Идея алгоритма была почерпнута из социального поведения некоторых живых особей – стаи птиц или косяка рыб. В результате развития метода его начали успешно применять к задачам нахождения экстремумов функции. Метод PSO является робастным стохастическим эволюционным вычислительным методом и принципиально отличается от генетического алгоритма (ГА) отсутствием базовых генетических операторов (селекция, мутация, скрещивание). Отсюда в общем случае с точки зрения применения PSO проще, чем ГА.

Еще одно различие между ГА и PSO: способность управлять скоростью сходимости частиц. За счет модификации операторов скрещивания и мутации можно повлиять на сходимость ГА, но ничто не может сравниться со степенью управления сходимостью, которая достигается за счет манипулирования весом инерции в PSO. Чем больше снижение веса инерции, тем больше увеличение скорости сходимости частиц. Этот тип управления позволяет определять желаемую

скорость сходимости и достижения в конечном итоге режима "стагнации". Стагнация в ГА наблюдается, когда все индивиды имеют тот же генетический код. При этом режиме генофонд является однородным, скрещивание мало или вообще не влияет на популяцию, и каждое последующее поколение, по существу, становится таким же, как первое. Однако в PSO этим эффектом можно управлять или его можно даже предотвратить [3,16].

Все возможные решения в PSO могут быть представлены как частицы в стае. Каждая частица имеет положение и вектор скорости, и координаты каждого положения представляет собой значение параметра. Подобно большинству методов оптимизации PSO требует введения функции пригодности для оценки положения частицы. Частицы изменяют свою скорость и положение согласно расчетным формулам

$$X_i(k+1) = X_i(k) + V_i(k+1), \quad (10)$$

$$V_i(k+1) = w(k) \cdot V_i(k) + c_1 \cdot \text{rand}_1(pbest_i - X_i(k)) + c_2 \cdot \text{rand}_2(gbest - X_i(k)), \quad (11)$$

суть которых состоит в учете собственного опыта частицы. $pbest_i$ – лучшие координаты с точки зрения расстояния до глобального оптимума, полученные самой частицей и благодаря опыту других частиц, $gbest$ – лучшие координаты с точки зрения расстояния до глобального оптимума, полученные всеми частицами в совокупности при исследовании пространства поиска. В формулах (10-11) X_i – координаты частицы, V_i – скорость частицы, $w(k)$ – вес инерции, который позволяет добиться компромисса между глобальными и локальными решениями.

Рекомендуется снижать вес инерции в течение вычислений (т.е. от 0,9 до 0,4 через 1000 итераций); c_1 , c_2 – когнитивный и социальный постоянные ускорения соответственно. Обычно их устанавливают не более 2, чтобы $c_1 + c_2 \leq 4$; если $c_1 + c_2 > 4$, то скорости и положения частиц быстро стремятся к бесконечности; rand_1 , rand_2 – случайные числа из диапазона [0,1].

Обновление вектора скорости осуществляется с учетом наилучшего глобального решения, соответствующего наименьшему значению минимизируемой функции пригодности, когда-либо найденному всей стаей, и с учетом наилучшего локального решения, соответствующего наименьшему значению функции, когда-либо найденному данной частицей популяции. Если наилучшее локальное решение имеет значение функции, меньшее, чем значение функции в глобальном наилучшем решении, то оно становится

лучшим когда-либо найденным решением для всей стаи.

Настраиваемыми параметрами алгоритма являются [15,16]: число частиц в стае, когнитивный и социальный параметры обучения, количество итераций метода, вес инерции, ограничение на максимальную скорость движения частиц, способ представления группы частиц (в виде звезды, кольца и другие [10]). Влияние перечисленных настроек на эффективность работы алгоритма PSO неоднозначно и требует исследований при решении каждой конкретной задачи.

Блок-схема алгоритма PSO показана на рисунке 1.

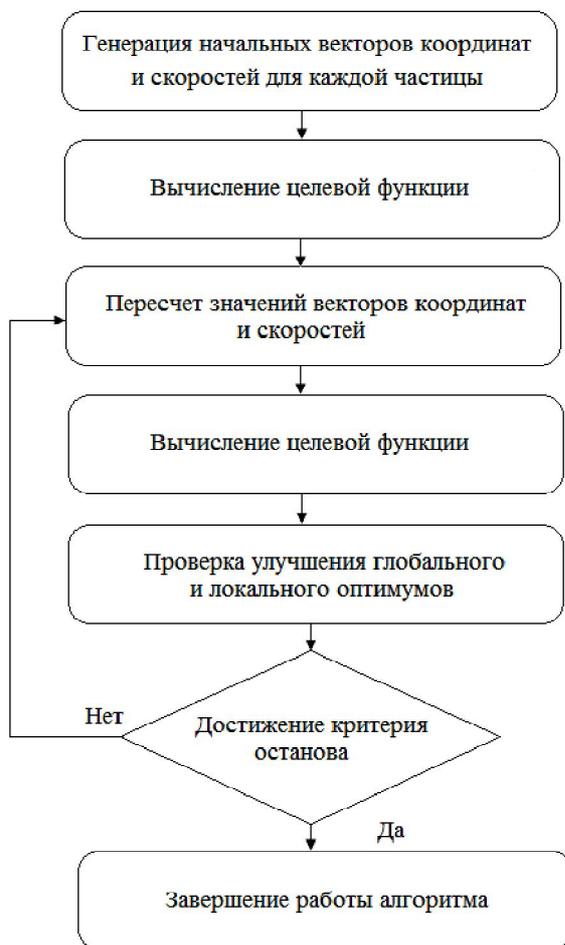


Рисунок 1

Структурная схема замкнутой системы управления для реализации предложенного метода с настройкой весовых матриц с помощью метода PSO представлена на рисунке 2.

Характеристики каждой частицы определяются с помощью функции пригодности [13]. В данной статье роль функций пригодности играют дополнительные критерии оптимальности в виде интегральной квадратичной ошибки I_1 и интеграла по модулю ошибки I_2 :

$$I_1 = \int_0^{\infty} e^2(t) dt, \quad (12)$$

$$I_2 = \int_0^{\infty} |e(t)| dt.$$

Критерии (12) используются для настройки весовых матриц ЗСУР регулятора.

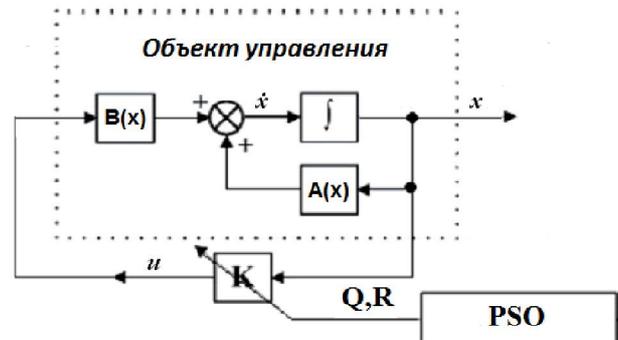


Рисунок 2

Математическая модель объекта управления. Объект управления (рисунок 3) представляет собой конический резервуар с жидкостью.

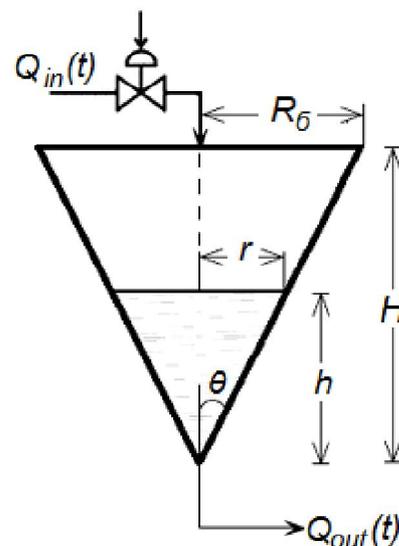


Рисунок 3

Здесь R_0 – радиус резервуара на самом верш, r – радиус резервуара на определенной высоте уровня жидкости, H – глубина резервуара, h – высота уровня жидкости в резервуаре.

Математическая модель объекта управления описывается следующим образом [1]:

$$\dot{x}(t) = \frac{-c_p \sqrt{2gx(t)} H^2}{\pi R_0^2 x^2(t)} + \frac{H^2}{\pi R_0^2 x^2(t)} u(t), \quad (13)$$

где x – уровень жидкости, c_p – площадь поперечного сечения выпускной трубы, g – гравитационная постоянная, а управление $u(t)$ представляет собой регулирование притока жидкости $Q_{in}(t)$ и осуществляется с помощью верхней трубы.

Отток жидкости $Q_{out}(t)$ идет через нижнюю трубу под действием силы тяжести.

Числовые параметры объекта выбраны следующим образом: $H = 2$ м, $R_\sigma = 1$ м, $c_p = 0,05$ м², $g = 9,81$ м/с².

Построение ЗСУР регулятора конического резервуара. Задачей управления является обеспечение безошибочного слежения управляемой величиной, в качестве которой фигурирует уровень жидкости в резервуаре, как за постоянным задающим воздействием, так и за ступенчатой аппроксимацией медленно меняющегося задающего воздействия.

Найдем закон управления для объекта, который представляет собой конический резервуар. В общем виде уравнение объекта (13) можно записать в виде уравнения (1), где

$$f(x) = \frac{-c_p \sqrt{2gx(t)} H^2}{\pi R_\sigma^2 x^2(t)}, \quad G(x) = \frac{H^2}{\pi R_\sigma^2 x^2(t)}$$

представляют собой скалярные функции.

Используя параметризацию [1], получаем:

$$a(x) = \frac{f(x)}{x} = \frac{-c_p \sqrt{2gx(t)} H^2}{\pi R_\sigma^2 x^3(t)}, \quad G(x) = b(x) = \frac{H^2}{\pi R_\sigma^2 x^2(t)}$$

Здесь $a(x)$ и $b(x)$ – скалярные функции, зависящие от состояния.

Тогда уравнение (1) можно записать в следующем виде:

$$\dot{x} = a(x) + b(x)u. \quad (14)$$

Для объекта первого порядка, представляющего собой конический резервуар, при весовых коэффициентах $Q(x) = R(x) = 1$ решение $P(x)$ уравнения Риккати (4) в аналитическом виде определяется как [1]:

$$P(x) = \frac{a(x) + \sqrt{a(x)^2 + b(x)^2}}{b(x)^2}. \quad (15)$$

При этом закон управления можно записать следующим образом:

$$u(x) = -\frac{1}{b(x)} [a(x) + \sqrt{a(x)^2 + b(x)^2}] x. \quad (16)$$

Однако при решении задачи регулирования для конического резервуара мы сталкиваемся с трудностями, связанными с тем, что Условие 2 применительно к уравнению (1) не выполняется, так как $f(0) \neq 0$ и, следовательно, не имеет место нулевое состояние равновесия. Следовательно, прибегнем к преобразованиям (6) и (8), полученным выше для ЗСУР регулятора. Уравнение (1) можно записать в виде уравнения (8), где

$$f(X + \bar{x}) = a(X + \bar{x})X = \frac{-c_p H^2 \sqrt{2g(X + \bar{x})}}{\pi R_\sigma^2 (X + \bar{x})^2}, \quad (17)$$

$$G(X) = b(X + \bar{x}) = \frac{H^2}{\pi R_\sigma^2 (X + \bar{x})^2}, \quad (18)$$

$$\bar{u} = \frac{-f(\bar{x})}{b(\bar{x})} = \frac{c_p \sqrt{2g\bar{x}} H^2}{\pi R_\sigma^2 \bar{x}^2} \frac{\pi R_\sigma^2 \bar{x}^2}{H^2} = c_p \sqrt{2g\bar{x}}. \quad (19)$$

Причем $X = 0$ при $U = 0$ является установившимся состоянием равновесия, так как

$$F(0) = f(\bar{x}) + b(\bar{x})\bar{u} = 0.$$

С учетом полученных выше выражений для $a(x)$ и $b(x)$ закон управления (16) примет следующий вид:

$$U(X) = -(c_p \sqrt{2g} (\sqrt{\bar{x}} - \sqrt{X + \bar{x}}) + \sqrt{2c_p^2 g (\sqrt{\bar{x}} - \sqrt{X + \bar{x}})^2 + X^2}). \quad (20)$$

Подставляя (17) в (8) и принимая во внимание формулы (9), (17-19), получаем уравнение замкнутой системы:

$$\dot{X} = \frac{-H^2 \sqrt{2c_p^2 g (\sqrt{\bar{x}} - \sqrt{X + \bar{x}})^2 + X^2}}{\pi R_\sigma^2 (X + \bar{x})^2}. \quad (21)$$

Для анализа устойчивости нелинейной системы используем второй метод Ляпунова [2]. С этой целью рассмотрим квадратичную функцию Ляпунова:

$$V(X) = \frac{1}{2} X^2. \quad (22)$$

Система асимптотически устойчива, если производная по времени от функции Ляпунова (19) отрицательна [2]. Если X имеет отрицательное значение, то производная от функции Ляпунова $V(X)$ получится положительной, что не удовлетворяет требованиям устойчивости. Значит, при отрицательном X необходимо менять знак числителя производной $\dot{V}(X) = X\dot{X}$. Поэтому дополнительно в уравнение (17) вводим функцию $sign(X)$, которая будет изменять знак второго слагаемого в (17) для отрицательных значений X .

При этом закон управления (20) с отличными от единицы значениями весовых коэффициентов Q и R будет выглядеть следующим образом:

$$U(X) = -sign(X) \sqrt{2c_p^2 (\sqrt{\bar{x}} - \sqrt{X + \bar{x}})^2 + \frac{Q(x)}{R} X^2} + c_p (\sqrt{2g(X + \bar{x})} - \sqrt{2g\bar{x}}). \quad (23)$$

Тогда уравнение замкнутой системы (21)

принимает другой вид:

$$\dot{X} = \text{sign}(X) \frac{-H^2 \sqrt{2c_p^2 g(\bar{x} - \sqrt{X + \bar{x}})^2 + \frac{Q(x)}{R} X^2}}{\pi R \sigma^2 (X + \bar{x})^2} \quad (24)$$

Следует отметить, что закон управления относительно состояния можно записать так:

$$u(x) = c_p \sqrt{2g\bar{x}} - U \cdot (x - \bar{x}). \quad (25)$$

Пример симуляции системы. Результаты моделирования в пакете MATLAB R2013b\Simulink для замкнутой системы управления при постоянном задающем воздействии $h = \bar{x} = 1$ м, начальном значении $h(0) = 0,1$ м показаны на рисунке 4. Значения весовых коэффициентов, настроенных по методу PSO, получились такими: $Q(x) = 2,015x$, $R = 0,03985$.

Параметры алгоритма PSO определялись методом проб и ошибок с учетом рекомендаций, описанных выше, следующим образом:

- количество частиц $N = 30 - 50$;
- постоянные ускорения: $c_1 = c_2 = 1,5$;
- максимальное число поколений: 80.

Увеличение максимального числа поколений приводит к росту вычислительных затрат, но также позволяет добиться желаемых результатов. На рисунке 4 представлены графики зависимости $x(t)$, полученные по методу ЗСУР и PSO в сочетании с ЗСУР. Видно, что с помощью алгоритма PSO длительность переходного процесса существенно уменьшилась, перерегулирование отсутствует.

С помощью предлагаемого алгоритма удалось минимизировать дополнительные критерии качества. В таблице для сравнения приведены значения дополнительных критериев качества, ошибки регулирования, величины управления и длительности переходного процесса.

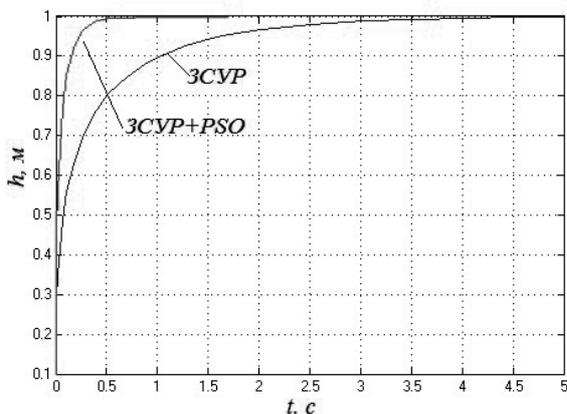


Рисунок 4

Однако величина управляющего воздействия увеличилась (рисунок 5). Жирными точками отмечены максимальные значения величины управления.

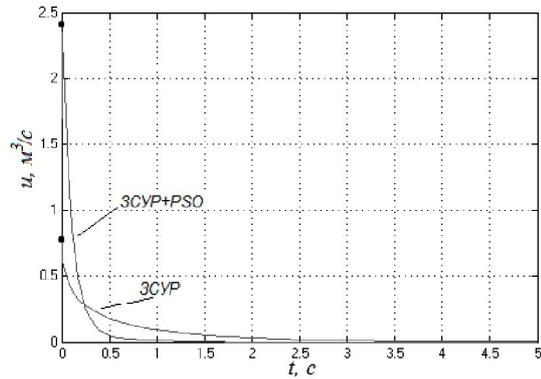


Рисунок 5

N число частиц	ЗСУР	PSO+ЗСУР		
		31	40	50
$\int_0^{\infty} e^2(t) dt$	0.0864	0.01452	0.058	0.079
$\int_0^{\infty} e(t) dt$	0.3393	0.05182	0.1954	0.261
t_p	3.88	0.6	1.9	2.5
u_{\max}	0.76	2.4	0.65	0.5
Q	1	1.6797x	5.564x	3.21x
R	1	0.03985	1.523	1.413

Из приведенных данных видно, что при количестве частиц, равном 31, можно добиться наилучших результатов с точки зрения длительности переходного процесса, однако величина управления в данном случае намного увеличивается. При количестве частиц, равном 40 и 50, получены достаточно приемлемые результаты, величина управления так же, как и длительность переходного процесса, уменьшилась.

Далее с помощью метода планирования управления [9] на основе метода ЗСУР решается задача слежения. В качестве плановой переменной выбрано задающее воздействие $v(t)$. Выражение для закона управления:

$$u(x) = c_p \sqrt{2g\bar{v}} - U \cdot (x - v) \quad (26)$$

оказывается таким же, как и выражение (23) при замене \bar{x} на $v(t)$.

Результаты моделирования при «ступенчатой» аппроксимации медленно меняющегося задающего воздействия представлены на рисунке 6. Для данного случая весовые коэффициенты, настроенные с помощью алгоритма PSO, выбраны следующим образом: $Q(x) = 3,212x$, $R = 1,4133$.

Начальное значение уровня воды в конечном резервуаре равно 0,01 м. На вход системы через равные промежутки времени подаются ступенчатые воздействия. Первые четыре ступенчатых воздействия имеют конечное значение 0,4 м. Пятое ступенчатое воздействие из-за фи-

зических ограничений имеет конечное значение, равное 0,399 м. Каждый последующий переходный процесс длится дольше, чем предыдущий. Это обусловлено формой резервуара: для заполнения резервуара на ту же высоту, что и при предыдущем ступенчатом воздействии, понадобится больший объем жидкости, так как радиус резервуара с увеличением уровня жидкости возрастает.

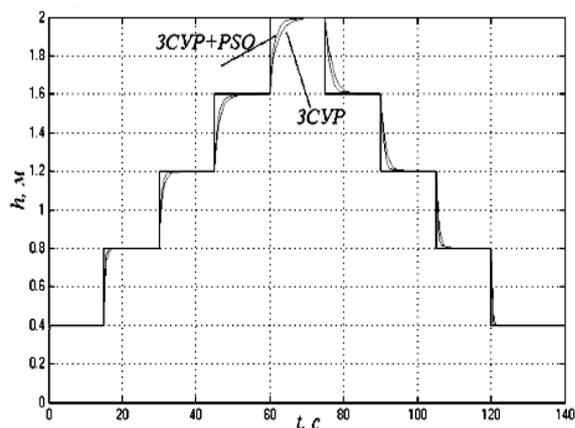


Рисунок 6

Нетрудно убедиться в том, что с помощью предложенного метода PSO также удалось решить задачу слежения и минимизировать дополнительные интегральные критерии. При этом длительность переходных процессов уменьшилась, а величина управления увеличилась с 0,79 (3СУР) до 1,04 (3СУР+PSO), что незначительно.

Заключение. В статье рассмотрен новый метод оптимизации весовых матриц для 3СУР регулятора. Нелинейный объект управления является сложным динамическим объектом первого порядка. Результаты компьютерной симуляции применительно к нелинейному объекту в виде конического резервуара показали, что предлагаемая методика может успешно применяться к объекту, который представляет собой конический резервуар с жидкостью, для того, чтобы добиться небольшой длительности переходного процесса, отсутствия перерегулирования, минимальных значений дополнительных критериев качества (12), а также нулевой установившейся ошибки регулирования.

Следует сказать, что значения весовых матриц, найденных с помощью метода PSO, можно рассматривать как оптимальные с точки зрения дополнительных критериев качества. Однако эти критерии не дают полного представления о прямых показателях качества, а именно: времени регулирования, перерегулировании и максимальной величине управления. Отсюда надо рассматривать найденные оптимальные значения весовых матриц не как окончательное решение задачи построения 3СУР регулятора, а как возможность, оттолкнувшись от полученных оптимальных зна-

чений, добиться желаемых результатов в плане прямых показателей качества путем дальнейшей ручной настройки весовых матриц.

Библиографический список

1. Бобиков А.И., Шабурина А.В. Проектирование нелинейной системы управления уровнем жидкости в коническом резервуаре с помощью метода ЗСУР // Математическое и программное обеспечение вычислительных систем: Межвуз. сб. научных трудов. Рязань. 2014.
2. Бобиков А.И. Анализ и проектирование нелинейных систем управления, Рязань: РГПТУ, 2013.
3. Звонков В.Б. Сравнительное исследование генетических алгоритмов и стайного алгоритма оптимизации, 2011.
4. Карпенко А.П., Селиверстов Е.Ю. Обзор методов роя частиц (particle swarm optimization) // Электронное научно-техн. издание «Наука и образование», 2009. № 3.
5. Banks S.P., Mhanna K.J. Optimal control and stabilization for nonlinear systems, IMA Journal of Mathematical Control and Information, 1992, 796.
6. Brito A., Castro L. Genetic Approach on LQ weighting matrices selection and its application in the VLS attitude control, 18th International Congress of Mechanical Engineering November 6-11, 2005.
7. Cimen T. Systematic and effective design of nonlinear feedback controllers via the state-dependent Riccati equation (SDRE) method, 2010.
8. Eberhart, R. C., Kermedy, J. "A New Optimizer Using Particles Swarm Theory," Proc. Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science (Nagoya, Japan), IEEE Service Center, Piscataway, NJ, 39-43, 1995.
9. Erdem, E. B., Alley, A. G. Design of a class of nonlinear controllers via state dependent Riccati equations. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2004. pp. 2986-2991.
10. Ghoreishi A. S., Mohammad A., Basiri O.S. Optimal Design of LQR Weighting Matrices based on Intelligent Optimization Methods, South Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran, 2011.
11. Hassani K., Won-Sook L. Optimal Tuning of Linear Quadratic Regulators Using Quantum Particle Swarm Optimization. University of Ottawa, School of Electrical Engineering and Computer Science, 2014, pp. 1-8.
12. He J., Wang Q., Lee T. PI/PID controller tuning via LQR Approach, Chemical Engineering science, 1999.
13. Kennedy J., Eberhart R. Particle Swarm Optimization, Proc. IEEE Int. Conf. Neural Network, vol. IV, Perth, Australia, pp. 1942-1948, 1995.
14. Mracek C P., Cloutier J.R. Control designs for the nonlinear benchmark problem via the state-dependent Riccati equation method, International Journal of Robust and Nonlinear Control, 1998, pp. 401-433.
15. Nuraden M., Mukhtar F., Ado D. Comparison of GA and Lqr Tuning of Static Var Compensator for Damping Oscillations" international Journal of Advances in Engineering & Technology, Jan 2012.
16. Yang X., Cui Z., Renbin X., Gandomi A., Karamanoglu M. Swarm Intelligence and Bio-Inspired Computation.