

Раздел V. Моделирование сложных систем

УДК 519.95

А.А. Айбазова

СИСТЕМЫ АДАПТИВНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ С НЕЧЕТКИМИ АЛГОРИТМАМИ

Рассматривается задача оптимального управления в условиях нечеткого описания параметров. Задача представляет расширение известной задачи оптимального, с точки зрения быстродействия и точности процессов синтеза алгоритма, поиска экстремума в системах автоматической оптимизации. Приведена структура и алгоритм адаптивной системы автоматической оптимизации.

Адаптация; оптимизация; управление.

A.A. Ayibazova

SYSTEMS OF ADAPTIVE OPTIMIZATION WITH INDISTINCT ALGORITHMS

The problem of optimum control in the conditions of the indistinct description of parameters is considered. The problem represents expansion of a known problem optimum, from the point of view of speed and accuracy of processes of synthesis of algorithm, extremum search in systems of automatic optimization. The structure and algorithm of adaptive system of automatic optimization is resulted.

Adaptation; optimization; management.

При решении задач управления классическими аналитическими методами выбирается модель решения задачи, однако все известные методы ориентированы на конкретное численное задание параметров задачи и не допускают существование неопределенности в исходных параметрах. При решении практических задач достаточно часто невозможно четко указать, какие численные значения будут иметь параметры задачи управления. Причинами подобного представления являются изменения в структуре объекта управления, возмущения из внешней среды, что влечет за собой невозможность точного установления начальных параметров. Так как параметры задачи управления не всегда могут быть точно оценены в физических единицах измерения, но могут быть выражены либо нечеткими числами или интервалами, или качественными показателями, то для формализации параметров применимы методы теории нечетких множеств [1-3].

Решение задач оптимального управления осуществляется с применением методов теории оптимальных систем управления, адаптивных управляющих систем, систем экстремального регулирования, называемых также системами автоматической оптимизации (CAO) [4].

Для синтеза систем управления, способных выполнять поставленные задачи в условиях неопределенности, разработаны методы и модели с применением теории нечетких множеств, теории возможностей и нечеткой логики. Однако можно с полной уверенностью констатировать, что задачи применения нечетких моделей в системах автоматической оптимизации технических объектов исследованы еще не

в полной мере и остаются актуальными. В качестве примеров технических объектов, при управлении которых применимы САО, можно привести объекты энергетических и химических установок, ракетных двигателей и т.п. Особенность объектов состоит в том, что их математическая модель может быть представлена в виде последовательного соединения статистической экстремальной зависимости с априори неизвестным её видом и инерционной части, описываемой обыкновенным дифференциальным уравнением с неизвестными стационарными коэффициентами. Разработка моделей САО и методов их проектирования затруднена отсутствием адекватных аналитических методов оценки эффективности подобных систем.

Таким образом, появляется важная для теории и практики фундаментальная задача проектирования САО в условиях нечеткого описания параметров, представляющая собой расширение известной задачи оптимального, с точки зрения быстродействия и точности процессов синтеза алгоритма, поиска многопараметрического экстремума в САО. При решении этой задачи следует выбрать такую структуру и параметры алгоритмов САО, чтобы обеспечить наилучшее качество многопараметрических процессов в различных режимах функционирования, отличающихся различными требованиями к точности и скорости отслеживания экстремума. Задача синтеза решается в условиях неполноты данных при нечетком задании априорных параметров системы.

Рассмотрим решение задачи построения адаптивной САО с нечеткими последовательными процедурами принятия решений.

Известен класс нечетких систем управления, которые могут быть использованы в задачах оптимизации и обладают возможностью самокорректировки в процессе работы, учета любой доступной информации (экспертные оценки, зависимости между параметрами, данные режимных карт и т.п.) в процессе принятия решения. Это позволяет существенно повысить быстродействие САО, в которой специальные алгоритмы поиска используются для адаптации модели.

Структура нечеткой адаптивной САО [5] представлена на рис. 1, где ИМ – исполнительный механизм САО; режимная карта служит для выбора управляющих параметров, близких к оптимальным; блок оценки состояния служит для формирования вектора состояния объекта управления (ОУ); блок выбора параметров САО служит для выбора значений параметров САО в зависимости от режима работы; САО выполняет поиск оптимального значения управляющего воздействия в соответствии с заданным критерием или набором критериев качества.



Рис. 1. Структура нечеткой адаптивной системы автоматической оптимизации

Рассмотрим структуру нечеткой режимной карты ОУ.

Пусть $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ – множество входов ОУ, определяющих ситуацию его функционирования, $X = \{X_1, X_2, \dots, X_m\}$ – множество управляемых входов, определяющих режим функционирования ОУ, $B = \{B_1, B_2, \dots, B_r\}$ – множество параметров модели экстремальной характеристики. Параметры из A, X, B заданы на замкнутых интервалах действительной оси: $I(A_1), \dots, I(A_n), I(X_1), \dots, I(X_m), I(B_1), \dots, I(B_r)$.

Пусть $\tilde{I}_k(A_k) = \{\tilde{A}_{k1}, \dots, \tilde{A}_{kr(k)}\}$ – нечеткое разбиение множества значений параметра A_k , для которого заданы функции принадлежности подмножеств $\mu_{\tilde{A}_{kj}}(\lambda_k)$.

Обозначим $\tilde{S}_j(\lambda, \tilde{\Omega}_j, I_{mod}) \in S, j=1, 2, \dots, s$ нечеткую ситуацию, для которой $\tilde{\Omega}_j = \langle \tilde{A}_{1k(1,j)}, \dots, \tilde{A}_{nk(n,j)} \rangle \in \tilde{I}_1(A_1) \times \dots \times \tilde{I}_n(A_n)$ – некоторый набор нечетких интервалов, $I_{mod} = I(A_1) \times \dots \times I(A_n)$ – область определения модели. Для любого вектора $\lambda = \langle \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n \rangle$ степень соответствия ситуации задается функцией принадлежности

$$\mu_{S_j}(\lambda) = \bigwedge_{i=1, n} \mu_{\tilde{A}_{ik(i,j)}}(\lambda_i). \tag{1}$$

Нечеткая режимная карта определяет для каждой ситуации \tilde{S}_j вектор оптимальных значений параметров $\langle x_1, x_2, \dots, x_m \rangle \in I(X_1) \times \dots \times I(X_m)$ и вектор нечетких параметров модели характеристики $\langle \tilde{b}_1, \tilde{b}_2, \dots, \tilde{b}_r \rangle \in I(B_1) \times \dots \times I(B_r)$, и представляет собой набор правил вида:

L_j : если λ соответствует \tilde{S}_j , то $x = x(\lambda) = \langle x_1^j, x_2^j, \dots, x_m^j \rangle$,

$$\tilde{b} = \langle \tilde{b}_1^j, \tilde{b}_2^j, \dots, \tilde{b}_r^j \rangle. \tag{2}$$

Рассмотрим случай одного управляющего параметра x . В этом случае правила принимают вид

$$L_j: \text{если } \lambda \text{ соответствует } \tilde{S}_j, \text{ то } x = x^j, \tilde{b} = \tilde{b}^j. \tag{3}$$

Для каждого вектора λ_t определяется степень соответствия ситуациям \tilde{S}_j и управляющее решение выбирается по формуле:

$$x_t = \frac{\sum_{j=1}^s x^j \mu_{S_j}(\lambda_t)}{\sum_{j=1}^s \mu_{S_j}(\lambda_t)}. \tag{4}$$

Вектор параметров \tilde{b}_t представляет собой нечеткий вектор, элементами которого являются нечеткие множества – значения параметров характеристики. Функции принадлежности значений определяются по формуле:

$$\mu_{\tilde{b}_i}(b) = \bigcup_j \mu_{\tilde{b}_i^j}(b) \cap \mu_{S_j}(\lambda_t). \tag{5}$$

Для поиска оптимальных значений управляющих воздействий применяется шаговый алгоритм автоматической оптимизации. Пусть в результате поиска было определено оптимальное значение управляющего воздействия $x = x_t^*$. В этом слу-

чае может быть использован градиентный алгоритм адаптации нечеткой модели. Изменение коэффициентов x^j модели определяется по формуле:

$$\Delta x^j = \alpha \mu_{S_j}(\lambda_i)(x_i^* - x_i). \quad (6)$$

Рассматриваемый подход позволяет значительно повысить быстродействие САО, а по сравнению с подходом на основе режимных карт обеспечивает возможность адаптации к изменению параметров объекта и среды его функционирования без нарушения режима нормального функционирования ОУ.

Требования к поисковому алгоритму, используемому для адаптации модели, заключаются в необходимости компенсации инерционности ОУ по каналу оптимизации, помехоустойчивости в окрестности экстремального значения при работе адаптивной нечеткой процедуры.

Для компенсации инерционности ОУ с одновременным подавлением высокочастотных помех может быть использован метод с использованием динамической модели ОУ для коррекции САО.

Модель объекта представим дифференциальным уравнением второго порядка

$$T_1 T_2 \frac{d^2 y}{dt^2} + (T_1 + T_2) \frac{dy}{dt} + y(t) = f(x), \quad (7)$$

где T_1, T_2 – постоянные времени инерционного ОУ по каналу оптимизации, $f(x)$ – статическая экстремальная характеристика ОУ. Примем, что на выходе ОУ действует аддитивная помеха $\varphi(t)$ с характеристиками

$$M[\varphi(t)] = 0, K_{\varphi}(t_1, t_2) = 0 \text{ при } t_1 \neq t_2, D[\varphi(t)] = \sigma^2. \quad (8)$$

В моменты времени $t = t_0 + i\tau, i = 1, 2, \dots$ производятся измерения характеристики объекта $y_{ik} = y(x_i, t_i)$, где x_i – значение управляющего параметра в момент времени $t = t_i, k = 0, 1, \dots$ – номер шага оптимизации.

В моменты времени $t = t_0 + i\tau, i = 1, 2, \dots$ производятся измерения характеристики объекта $y_{ik} = y(x_i, t_i)$, где x_i – значение управляющего параметра в момент времени $t = t_i, k = 0, 1, \dots$ – номер шага оптимизации.

$$y(t_i) = y^\infty B_1(t_i) + y'(0) B_2(t_i) + y(0)(1 - B_1(t_i)). \quad (9)$$

Для определения постоянных $y^\infty, y'(0), y(0)$ применим метод наименьших квадратов (МНК), уравнения которого для рассматриваемого случая имеют вид:

$$\bar{z}_k = (A^T A)^{-1} A y, \quad (10)$$

$$y = (y_{1k}, y_{2k}, \dots, y_{Nk})^T, \bar{z}_k = (\bar{y}^\infty, \bar{y}'(0), \bar{y}(0))^T,$$

$$A = \|a_{ij}\|, a_{1i} = B_1(t_i), a_{2i} = B_2(t_i), a_{3i} = 1 - B_1(t_i), i = 1, 2, \dots, N.$$

Погрешность МНК при допущениях (8) определяется выражением для ковариационной матрицы

$$P = \|p_{ij}\| = \sigma_y^2 (A^T A)^{-1}, i, j = 1, 2, 3. \quad (11)$$

Зная статистические характеристики измерений или задавая априорные значения дисперсии, можно определить число измерений N , необходимое для достижения заданной точности оценок при известных параметрах динамической модели ОУ.

Апостериорное значение дисперсии определится по формуле:

$$\hat{\sigma}_y^2 = \frac{1}{N-3} (y - A\bar{z}_k)^T (y - A\bar{z}_k). \quad (12)$$

Алгоритм МНК оценивания с заданной точностью имеет вид:

Шаг 1. Измерение y_{ik} .

Шаг 2. Определение \bar{z}_k , $\hat{\sigma}_y^2$ и $P = \hat{\sigma}_y^2 (A^T A)^{-1}$ по результатам i проведенных измерений.

Шаг 3. Если $p_{11} > \sigma_s^2$, то $i=i+1$, перейти к шагу 1.

Шаг 4. Вывести оценку \bar{z}_k , точность которой не меньше σ_s^2 .

Число измерений N в приведенном алгоритме не фиксировано и определяется статистическими характеристиками оценок показателя качества. В режиме поиска экстремума может быть использован алгоритм с фиксированной точностью. Однако с приближением к экстремуму крутизна характеристики уменьшается и уменьшается уровень полезного сигнала САО, что требует изменения точности оценок с увеличением числа измерений.

Для обработки результатов испытаний и принятия решения могут быть использованы последовательные методы, учитывающие вероятностные характеристики оценок. Возможность определения статистических характеристик оценок (11,12) позволяет применить последовательную процедуру статистической проверки гипотез [6] по оценкам \bar{z}_k реакции ОУ на малые пробные возмущения.

При построении алгоритма САО с адаптивной моделью существует задача, связанная с оценкой достаточного количества информации для применения модели объекта в контуре управления. Эта задача может быть решена при использовании оценок точности нечеткой режимной карты. Алгоритм принятия решения заключается в том, что при недостаточной точности режимной карты будет использоваться активная поисковая стратегия с использованием данных режимной карты только в режиме больших отклонений, а при достаточной точности режимной карты – она будет непосредственно использоваться в контуре управления, при этом только в окрестности экстремума выбирается активная поисковая стратегия, направленная на достижение максимальной точности.

Исследовалась эвристическая модель, представляющая набор правил вида «В ситуации \tilde{S}_j неопределенность решения составляет ω_j », $j=1,2,\dots,s$. Коэффициенты ω_j характеризуют степень неопределенности решения и выбираются эмпирически. При адаптации модели коэффициенты изменяются по некоторому правилу. Пусть $\omega=1$ соответствует максимальной неопределенности. При получении информации о значении оптимизируемых параметров ω_j корректируются по формуле:

$$\omega_j(t) = \frac{\omega_j(t-1)}{1 + \gamma \mu_{S_j}(\lambda_t) \omega_j(t-1)}, \quad (13)$$

где γ выбирается эмпирически. Оценка достоверности решения в текущей ситуации определяется по формуле:

$$\omega_t = \frac{\sum_{j=1}^s \omega_j(t) \mu_{S_j}(\lambda_t)}{\sum_{j=1}^s \mu_{S_j}(\lambda_t)}. \quad (14)$$

Высказывания вида: «достаточная точность модели» и «недостаточная точность модели» формализуются нечеткими переменными, принимающими значения на базовом множестве значений ω_j .

Программная система имитационного моделирования САО предоставляет возможности исследования работы дискретных (импульсных) систем автоматической оптимизации. В системе реализованы модели типовых экстремальных характеристик объектов оптимизации, случайных возмущений, позволяющие моделировать широкий класс реальных объектов. Набор алгоритмов автоматической оптимизации включает базовые алгоритмы на основе последовательной процедуры проверки статистических гипотез и их нечеткие аналоги.

В системе реализован композиционный механизм нечеткого вывода с возможностью отображения последовательности принимаемых решений.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Zadeh L.A. Fuzzy logic and approximate reasoning // Synthese. – 1975. – Vol. 80. – P. 407-428.
2. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / А.Н.Аверкин, И.З.Батыршин, А.ф.Блиницун, Б.В.Силаев, Б.Н.Тарасов. - М.: Наука, 1986. - 312 с.
3. Дюбуа Д., Прад. А. Теория возможностей: Пер. с французского В.Б.Тарасова / Под редакцией С.А. Орловского. - М.: Радио и Связь, 1990. – 288 с.
4. Справочник по теории автоматического управления / Под ред. А.А.Красовского. – М.: Наука, 1987. – 712 с.
5. Молчанов А.Ю. Финаев В.И. Адаптивная система автоматической оптимизации с нечеткими процедурами / Материалы конференции С-2003 «Системный подход в науках о природе, человеке и технике» – часть 5. – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2003.
6. Молчанов А.Ю. Алгоритм экстремального управления в системах автоматической оптимизации // Известия ТРТУ. – 2004. – № 8 (43). – С. 54.

Айбазова Аминат Абдуллаховна

Карачаево-Черкесская государственная технологическая академия.

E-mail: aibazova_amina@mail.ru.

357100, г. Черкесск, ул. Ставропольская, 36.

Тел.: 8782202387.

Ayibazova Aminat Abdullakhovna

Karachai-Cherkess State technological academy.

E-mail: aibazova_amina@mail.ru.

36, Stavropolskaya street, Cherkessk, 357100.

Phone: +7782202387.

УДК 681.32.06

М.А. Аль-Ханани

РАЗРАБОТКА МЕТОДА РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ РАСПРОСТРАНЕНИЯ ГИДРОАКУСТИЧЕСКИХ ЛУЧЕЙ НА КЛАСТЕРНЫХ СИСТЕМАХ С ПОЯ

Посвящается оценке и оптимизации процесса моделирования и вычисления в области распространения гидроакустических лучей с помощью параллельных вычислений с применением проблемно-ориентированных ядер, целью которой является повышение эффективности выполнения данной задачи за счет сокращения временных затрат в процессе обработки по сравнению с традиционным подходом на однопроцессорной системе.

Параллельные системы; распределенного моделирования; кластеры; проблемно-ориентированное ядро; распространения; гидроакустических лучей; повышение эффективности; обработки гидроакустических данных.