3. Рябинин И.А. Надежность и безопасность структурно-сложных систем. -СПб.: Изд-во Санкт-Петербургского университета, 2007 г., -278с.

4. Захаров Г.П. Методы исследования сетей передачи данных. -М.: Радио и связь, 1982. -208 с.

5. Половко А.М., Гуров С.В. Основы теории надёжности. -СПб.:БХВ-Петербург, 2006. -702с.

6. Черкесов Г.Н. Надёжность аппаратно-программных комплексов. -Спб.: Питер, 2005.

Ч.М. Хидирова, У.Ж. Ахматов

РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ АДАПТАЦИИ МОДЕЛЕЙ СЛОЖНЫХ СИСТЕМ ПО ДИСКРЕТНЫМ НАБЛЮДЕНИЯМ

(Ташкентский университет информационных технологий, Узбекистан)

В данной статье исследуются классы алгоритмов и методов непрерывной и дискретной адаптации моделей с целью построения системы признаковых характеристик, определяющих их эффективность при реализации в системах управления сложных систем (СС). Предлагается алгоритмы адаптации ухудшенной сходимости, базирующийся на методах случайного поиска и исследуются их статистические свойства. Разработка эффективных систем управления при неопределенных параметрах СС является одной из центральных проблем теории управления.

Сформулируем задачу параметрической адаптации моделей СС при дискретной форме поступления данных наблюдений по каналу «вход-выход». Пусть СС подлежит наблюдению по каналу «вход-выход» с постоянной или переменной частотой измерения. Значения векторов входа $\bar{x}_0(N)$ и выхода $\bar{y}_0(N)$ когда невозможно прогнозировать погрешности при наличии возмущений, могут значительно отличаться от модельных значений, которые были адаптированы в предыдущие моменты $i=1,2,3,\ldots,N-1$ измерения. Поэтому возникает необходимость определить такие значения параметров модели, при которых значения выходных параметров $\bar{y}_0(N)$ мало отличались бы от модельных значений $\bar{y}_M(N)$. Рассмотрим эту задачу для случая, когда СС формализуется линейной моделью с аддитивной помехой $\bar{\eta}(K)$:

$$\bar{y}(K) = A(K)\overline{x}^T + \bar{\eta}(K)\ , \qquad (1)$$

где $A(K)$ - матрица оцениваемых параметров размерности(m*n),

$\overline{x}(K) = [x_1(K), \ldots, x_n(K)]$ - вектор входа СС,

$\overline{y}(K) = [y_1(K), \ldots, y_n(K)]$ - вектор выхода СС.

Будем полагать, что СС определена как «черный ящик». Математическая задача параметрической адаптации СС по дискретным наблюдениям записывается следующим образом:

$$J[A(N)] = J[A(N)\overline{x}(N+1) - \bar{y}_0(N)] \rightarrow min => A^*(N+1) \qquad (2)$$

причем $A(N) \in \Omega$

$$y(N+1) = A^*(N+1)\overline{x}^T(N+1) \cong \bar{y}_0(N+1)\,, \qquad (3)$$

где $A^*(N+1)$ - адаптивные параметры модели в момент $N+1$; $\bar{y}(N+1)$ - значения выходных параметров, полученные по адаптивной модели в момент $N+1$; $\bar{y}_0(N+1)$ - значения наблюдений за выходом объекта; J - критерий адаптации модели. Блок-схема формализации задачи (2) или (3) представлена на рис.1. Здесь за ε принят порог чувствительности адаптации, по которому определяется адекватность модели объекту. Очевидно, что процедура адаптации подключается, в случи выполнения условие

$$J[A(N)] > \varepsilon. \qquad (4)$$

В противном случае, в качестве адаптированной модели принимается исходная (адекватная) модель, параметры которой были оценены в предыдущих моментах измерений. Алгоритмы и методы решения задачи параметрической адаптации моделей по своим принципам делятся на две группы. В первую группу входят шаговые алгоритмы, которые носят в основном рекуррентный характер [1,2,4,5,6]. Среди этой группы наиболее хорошо изучен и широко распространен, базовый алгоритм Качмажа [4,7], который разработан для замкнутых систем с возмущениями.

Типовым примером шагового алгоритма является следующий:

$$\bar{a}(N+1) = \bar{a}(N) + \frac{1}{N+1}\left[y_0(N+1) - \overline{a}^T(T)\overline{x}(N)\right]\overline{x}(N+1)\,, \qquad (5)$$

где $y_0(N+1)$ - значение наблюдений за объектом в момент N+1.

Алгоритмы типа (17) могут быть использованы как для линейных моделей

$$y(N) = \sum_{j=0}^{n} a_j(N)x_j(N);\ x_0 = 1 \qquad (6)$$

так и для нелинейных моделей СС

$$y(N) = \sum_{j=0}^{n}\sum_{i=0}^{n} a_{ij}(N)x_j(N)x_i(N),\ x_{00} = 1 \qquad (7)$$

Конкретизируя (5), рассмотрим принципиальные свойства алгоритма Качмажа, применительно к адаптации линейных моделей СС. Для этого модель СС или ее локальную стадию будем искать в следующей скалярной форме, предполагая наличие входов и один выход:

$$y_M(N+1) = \sum_{i=0}^{n} a_j(N)x_j(N+1)\,, \qquad (8)$$

где $y_M(N+1)$ - модельные значения выхода СС; $a_j(N)$ - оценки параметров модели на N - ом шаге адаптации. Считая, что на N - ом шаге модель

$$y(N) \cong y_M(N) = \sum_{i=0}^{n} a_i(N)x_j(N)\,, \qquad (9)$$

адаптирована, определим условия адаптации таким образом, чтобы (9) выполнялось на N+1 – M шаге. Для этого, выбрав произвольные начальные значения оценок $a_i(0)$, на каждом шаге будем производить их уточнение по следующей рекуррентной формуле;

$$a_j(N+1) = a_j(N) + \frac{y(N+1) - \sum_{i=0}^{n} a_j(N)x(N+1)}{\xi + \sum_{i=0}^{n} x^2(N+1)}\,, \qquad (10)$$

где ξ - параметр, характеризующий уровень случайных помех, влияющих на объект.

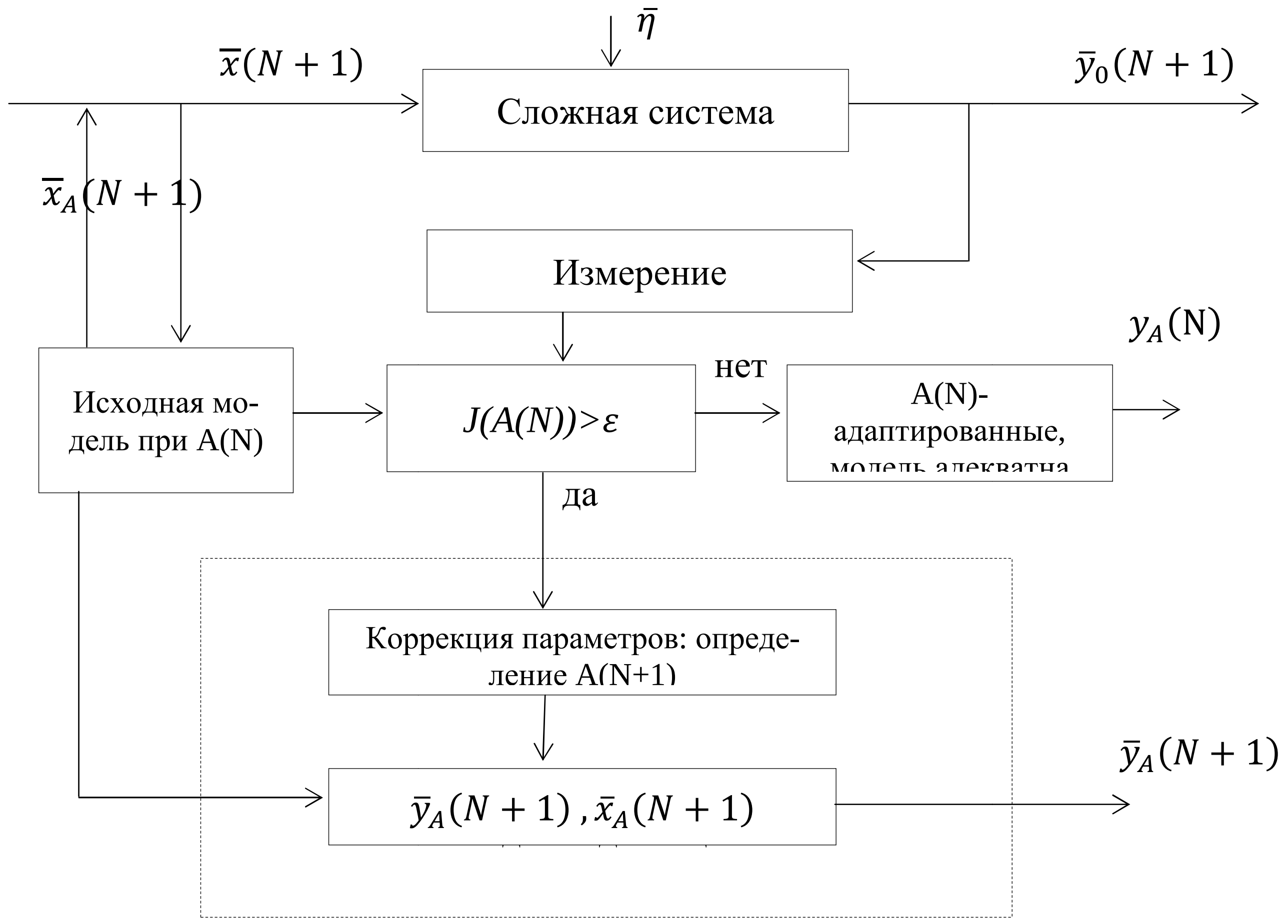

Рис.1

Как видно, в числителе второго слагаемого соотношения (10) находится разность между наблюденными и модельными значениями выходов, которая в общем случае является случайной величиной с неизвестными статистическими характеристиками. Очевидно, что при отсутствии помех эта разность перестает быть случайной величиной. В этом случае считается, что объект стационарный и в (10) можно положить $\xi = 0$.

Введя обозначения:

$$\Delta y(N+1) = y(N+1) - \sum_{i=0}^{n} a_i(N) x_i(N+1), \quad \Delta(N+1) = \Delta y(N+1) / [\xi + \sum_{i=0}^{n} x^2(N+1)]$$

алгоритм адаптации (10) можно записать в более компактной форме:

$$a_i(N+1) = a_i(N) - \Delta(N+1) x_i(N+1). \qquad (11)$$

Векторная форма (11) представляется так:

$$\overline{a}(N+1) = \overline{a}(N) - \Delta(N+1) \overline{x}^T(N+1), \qquad (12)$$

где $\Delta(N+1)$ - скалярная величина.

Очевидно, что в структуре $\Delta(N+1)$ имеется неизвестных значений параметров $a_i(N)$, предельными значениями которых являются адаптированные параметры на *N+1* шаге $a_i^*(N+1)$. Здесь $a_i^*(N+1)$ принимается за решение задачи адаптации (2) или (3).

Вектор погрешности вводится следующим образом:

$$\overline{H}(N+1) = [H_1(N+1), H_2(N+1), \dots, H_n(N+1)] \ , \qquad (13)$$

где $H_i(N+1) = a_i^*(N+1) - a_i(N+1)$.

Очевидно, что векторы $\overline{H}(N+1)$ и $\overline{x}(N+1)$ ортогональны, так как

$$\left(\overline{H}(N+1), \overline{x}(N+1)\right) = \overline{H}^T(N)\overline{x}(N+1) - \frac{\overline{H}^T(N)\overline{x}(N+1)\overline{x}^T(N+1)\overline{x}(N+1)}{\overline{x}^T(N+1)\overline{x}(N+1)}$$

$$= H^T(N)\overline{x}(N+1) - \overline{H}^T\overline{x}(N+1) = 0 \ , \qquad (14)$$

где $\overline{H}(N+1),\ \overline{x}(N+1)$-скалярное произведение векторов $\overline{H}(N+1),\ \overline{x}(N+1)$.

Отсюда следует утверждение: если даже суммарная погрешность (13) при отсутствии внешних возмущении ξ уменьшается, погрешности отдельных параметров $\{H_i(N+1)\}$ могут принимать произвольные значения. Поэтому модельные значения адаптированных параметров на $^{N+1}$-ом шаге по алгоритму (11) могут существенно отличаться от истинных значений.

Для анализа сходимости алгоритма адаптации (10) воспользуемся квадратом вектора погрешности $H\,(N+1)$

$$\overline{H}^T(N+1)\overline{\mathrm{H}}(\mathrm{N}+1) = \overline{H}^T(N), \quad 1 - \left\{\frac{\left[\overline{H}^T(N)\overline{x}(N+1)\right]^2}{H^T(N)\overline{H}(N)x^T(N+1)\overline{\mathrm{x}}(\mathrm{N}+1)}\right\} \qquad (15)$$

Очевидно, что

$$sin^2\left[\overline{H}(N)\overline{x}(N+1)\right] = \frac{\left[\overline{H}^T(N)\overline{x}(N+1)\right]^2}{\overline{H}^T(N)\overline{H}(N)\overline{x}^T(N+1)\overline{x}(N+1)} \qquad (16)$$

В силу (16) можно полагать, что максимальная сходимость алгоритма обеспечивается при ортогональности векторов $\overline{H}(N)$ и $x(N+1)$. Здесь скорость сходимости тем меньше, чем меньше отличаются направления векторов $\overline{H}$ и $\overline{x}$ в соседних тактах измерения. Скорость сходимости имеет второй порядок, т.е. $V=V(\sum_i H_i^2)$. Если α - угол между соседними направлениями, то погрешность адаптации после N+1 тактов легко определяется в зависимости от исходного состояния;

$$\overline{H}^T(N+1)\overline{H}(N+1) = \overline{H}^T(0)\cos^{N+1}\alpha$$

При нулевых математических ожиданиях и одинаковых дисперсиях для составляющих векторов погрешности (13) можно вычислить математическое ожидание погрешности после N+1 тактов адаптации [3,7]

$$M\left\{\overline{H}^T(N+1)\overline{H}(N+1)\right\} = (1-\frac{1}{n})^N\,\overline{H}^T(0)\cdot\overline{H}(0),$$

где n - размерность вектора входных параметров x.

Решена задача параметрической адаптации для класса СС при дискретном поступлении информации по каналам «вход» и «выход». Исследованы условия сводимости рекуррентного алгоритм Качмажа и рассмотрены возможности его практического применения в контуре «объект – модель – объект». Получены численные оценки для параметра γ (характеристика помехи) алгоритма Качмажа при обработке дискретной информации.

Литература

1. Ивахненко А.Г., Крючковский Ю.П. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным. – М.: Радио и связь. 1987. -119 с.
2. Перельман И.И. Управление квазирегулярными объектами. Адаптивные алгоритмы текущей идентификации. – М.: ИПУ. 1978. -78с.
3. Растригин Л.А. Системы экстремального управления. –М.: Наука. 1974. -630 с.
4. Рубан А.И. Идентификация и чувствительность сложных систем. – Томск: Из-во Томского ун-та, 1982. -302 с.
5. Семенкина О.Э., Жидков В.В. Оптимизация управления сложными системами методом обобщенного локального поиска. – М., 2002. -215 с.
6. Тюкин И. Ю., Терехов В. А. Адаптация в нелинейных динамических системах. – М.: ЛКИ, 2008. -384 с.
7. Fradkov, A. L., Miroshnik, I. V., Nikiforov, V. O. Nonlinear and Adaptive Control of Complex Systems. (Series: Mathematics and Its Applications. Vol. 491.) – Kluwer, Dordrecht, 1999. -p 528.

Н.Н. Хрисанов

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА ИЕРАРХИЙ ДЛЯ ВЫБОРА ОБОРУДОВАНИЯ КОМПЬЮТЕРНЫХ СЕТЕЙ

(Самарский государственный технический университет)

Метод иерархий позволяет производить последовательное сравнение объектов, используя разнородные критерии [1]. В процессе выбора сетевого оборудования используется двухуровневая система критериев: массив глобальных критериев $K = \|K_j\|,\ j = \overline{1, M}$, и, соответствующий каждому из них, массив локальных критериев $L^j = \|L_k\|,\ k = \overline{1, P^j}$ (рис.1).

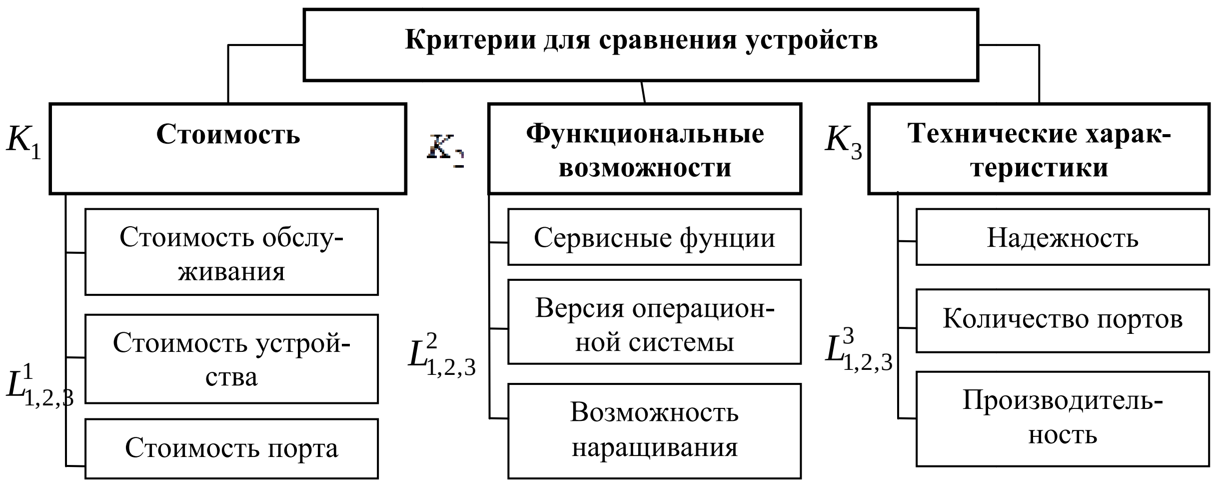

Рис.1. Критерии при выборе сетевого оборудования