МИНИСТЕРСТВО ВЫСШЕГО И СРЕДНЕГО СПЕЦИАЛЬНОГО ОБРАЗОВАНИЕ РЕСПУБЛИКИ УЗБЕКИСТАН

ТАШКЕНТСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ

Факультет: «Электроника и автоматика»
Направление: 5330200 – «Информатика и информационные технологии» (в управлении)

Кафедра: «Информационные технологии в управлении»

«Допущен к защите»
Заведующий кафедрой
_____ доц. Севинов Ж.У.
«_____»_____2016 г.

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА НА СОИСКАНИЕ СТЕПЕНИ Б А К А Л А В Р А

на тему: «Итерационные алгоритмы идентификации объектов управления и их программное обеспечение»

Выполнил – студент Гасанов Р.А.

Руководитель выпускной работы, д.т.н., проф. Игамбердиев Х.З.

Ташкент – 2016 г.

ОГЛАВЛЕНИЕ

стр.

ВВЕДЕНИЕ..... 4

ГЛАВА I. ЗАДАЧИ И АЛГОРИТМЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ УПРАВЛЕНИЯ 5

1.1. Понятие оператора как общей характеристики объекта управления 5

1.2. Формализация задачи идентификации 12

1.3. Постановка цели и задачи работы 18

ГЛАВА II. ИТЕРАЦИОННЫЕ АЛГОРИТМЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ УПРАВЛЕНИЯ И ИХ ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ 20

2.1. Алгоритмы идентификации линейных динамических объектов 20

2.2. Модели нестационарных объектов управления 25

2.3. Итерационный одношаговый алгоритм идентификации 31

2.4. Модели псевдонестационарных объектов управления 36

2.5. Итерационные алгоритмы вычисления среднего и дисперсии 41

2.6. Многошаговые рекуррентно–итерационные алгоритмы идентификации 47

2.7. Базовый рекуррентно–итерационный алгоритм идентификации 53

2.8. Программное обеспечение рекуррентно–итерационного алгоритма идентификации 57

ГЛАВА III. БЕЗОПАСНОСТЬ ЖИЗНЕДЕЯТЕЛЬНОСТИ …… 64

ЗАКЛЮЧЕНИЕ ……. 74

ЛИТЕРАТУРА …….. 75

В В Е Д Е Н И Е

В инженерной практике значительное место занимает проблема построения модели с целью исследования и познания с ее помощью закономерностей, присущих интересующему нас объекту, явлению или процессу. Необходимость построения модели во многом сходна с необходимостью построения моделей в научных исследованиях с целью познания объектов, явлений, процессов окружающего нас мира. В общем случае модель устанавливает качественное или количественное взаимоотношения между комплексом причинно-следственных связей, присущих исследуемому объекту, явлению или процессу. При разработке математических моделей объектов управления обычно используются ретроспективные, рекуррентные и итерационные алгоритмы.

Итерационные алгоритмы идентификации объектов управления являются интенсивно развивающейся областью современной теории управления, что отражает объективную тенденцию современной автоматизации к решению все более сложных и универсальных задач управления промышленными объектами. Применение таких итерационных алгоритмов принципиально необходимо при управлении нестационарными объектами. Но в некоторых случаях их удобно применять и для автоматического построения моделей объектов, приводимых к стационарным, и даже при построении моделей стационарных объектов. Это объясняется, с одной стороны, тем, что алгоритмы уточнения, как правило, очень просты, а это значит, что они не сильно увеличивают сложность системы управления. С другой стороны, когда число факторов, учет которых позволил бы привести нестационарный объект к стационарному, велико, стационарная модель может получиться неоправданно сложной. В этой связи разработка или модификация итерационных алгоритмов идентификации объектов управления и их программного обеспечения представляется актуальной задачей.

ГЛАВА I. ЗАДАЧИ И АЛГОРИТМЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ УПРАВЛЕНИЯ

1.1. Понятие оператора как общей характеристики объекта управления

В инженерной практике значительное место занимает проблема построения модели с целью исследования и познания с ее помощью закономерностей, присущих интересующему нас объекту, явлению или процессу. Необходимость построения модели в инженерном деле во многом сходна с необходимостью построения моделей в научных исследованиях с целью познания объектов, явлений, процессов окружающего нас мира. В общем случае модель устанавливает качественное или количественное взаимоотношения между комплексом причинно-следственных связей, присущих исследуемому объекту, явлению или процессу, Очевидно, что процесс построения моделей и использование моделирования для познания явлений окружающего нас мира применяется с древних времен, естественно, что по мере увеличения наших знаний об отдельных явлениях изменялись как методы построения модели, так и результаты самого моделирования.

В общем виде процесс построения модели может быть представлен схематически. Реально существующий объект (явление или процесс) находится под воздействием многочисленных возмущений (факторов), определяющих его состояние или реакцию (рис. 1.1). Объект наделен какими-то неизвестными свойствами, для исследования которых и производится построение модели. Подразумевается, что исследователь наблюдает возмущения, действующие на объект, и реакцию объекта, а затем производит (строит) модель, которая может быть умозрительной, качественной, количественной, представляя её в виде словесного описания, схёмы, чертежа, математического уравнения, макета и т.д. Естественно,

считать, что построенная модель реального объекта удовлетворительна, если значения реакций на выходе модели и объекта близки.

Рис. 1.1. Схема объекта с n входами и одним выходом

Под моделью объекта (математической моделью или математическим описанием объекта управления) понимают правило преобразования воздействия на объект X в реакцию объекта Y (рис. 1.2).

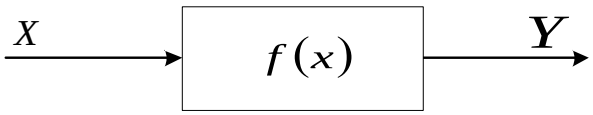

Рис. 1.2. Схема объекта, описываемого функцией $f(x)$.

В простейшем случае модель объекта-оригинала может быть представлена в виде функциональной зависимости между скалярными переменными воздействия X и реакция Y в виде

$$y = f(x). \tag{1.1}$$

В более сложном случае ограничиться моделью (1.1) не представляется возможным, например, в случае, когда реакция Y зависит от воздействия, которое является функцией $X(t)$. Тогда реакция Y представляет собой функционал, т.е. представляется как закон преобразования функции $X(t)$ в число Y и модель объекта – оригинала может быть представлена в виде (рис. 1.3)

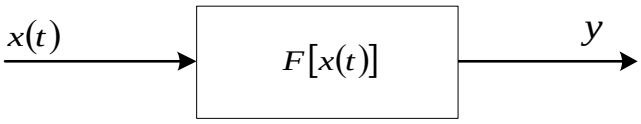

Рис. 1.3. Схема объекта, описываемого функционалом F.

$$y = F[x(x)], \tag{1.2}$$

где F – закон преобразования, которому нужно подвергнуть функцию $X(t)$, чтобы получить переменную Y.

Еще более общим является случай, когда и воздействие, и реакции объект представляют собой функции одного и того же или разных аргументов. Правило преобразования одной функции и другую называют оператором. Оператор представляет собой совокупность математических или логических операций, устанавливающих соответствие между двумя функциями. В этом случае, когда воздействие представляет собой функцию $X(s)$, а реакция – функцию $Y(t)$, модель объекта представляется и виде уравнения (рис. 1.4)

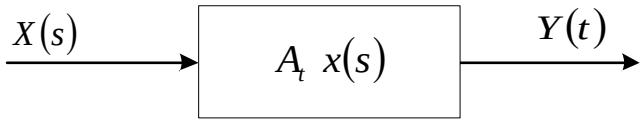

Рис. 1.4. Схема объекта, описываемого оператором A_t.

$$y(t) = A\{x(s),\ t\} \text{ или } y(t) = A_t x(s). \tag{1.3}$$

В качестве примеров операторов можно указать оператор дифференцирования

$$y(t) = \frac{dx(t)}{dt} \tag{1.4}$$

или оператор интегрирования

$$y(t) = \int_{t_0}^{t} x(t)dt. \tag{1.5}$$

Укажем, что оператор A называется линейным, если для него выполняется принцип суперпозиции, т. е.

$$A\sum_{i=1}^{n} c_i x_i(t) = \sum_{i=1}^{n} c_i A x_i(t) \tag{1.6}$$

при любых n, c_1, …, c_n и $x_1(t),..., x_n(t)$.

Из приведенных представлений видно, что наиболее общим является

представление (1.3), когда оператор представляет собой общую характеристику динамического объекта. При математическом описании динамического объекта как воздействие, так и реакция объекта представляются в виде функций, а характеристики объекта – в виде оператора. Таким образом, под моделью объекта-оригинала в общем случае будем понимать оператор, которым этот объект описывается. В частных случаях модель объекта может быть представлена уравнениями (1.2) или (1.1). В дальнейшем при решении задач идентификации будем искать описание объекта в виде (1.1) – (1.3).

Для линейных одномерных объектов зависимость между реакцией $Y(t)$ и воздействием $X(t)$ может быть задана при помощи:

дифференциального уравнения

$$\sum_{i=0}^{n} a_i(t)\frac{d^i y(t)}{dt^i} = \sum_{j=0}^{m} b_j(t)\frac{d^j x(t)}{dt^j},\ n \geq m; \tag{1.7}$$

импульсной переходной (весовой) функции $g(t,\ s)$

$$y(t) = \int_{t-T}^{t} g(t,s)x(s)ds; \tag{1.8}$$

частотной характеристики $\Phi(t,\ j\omega)$

$$y(t) = \frac{1}{2\pi j}\int_{a-j\infty}^{a+j\infty} \Phi(t,\ j\omega)X(j\omega)e^{j\omega}d\omega, \tag{1.9}$$

где $X(j\omega)$ – преобразование Лапласа сигнала $x(t)$, т. е.

$$X(j\omega) = \int_{0}^{\infty} x(t)e^{-j\omega t}dt,\ j = \sqrt{-1}.$$

Преобразование Лапласа от x только в этой формуле обозначено буквой X.

Эти представления одномерных линейных объектов эквивалентны, и каждое из них является исчерпывающим описанием динамических свойств объектов.

Конкретное выражение оператора A_t для стационарных одномерных

линейных объектов, для которых реакция $Y(t)$ не зависит от момента начала действия возмущения $X(t)$, зависит только от интервала времени между началом действия $X(t)$ и данным моментом и также может быть задано эквивалентными соотношениями (1.7) – (1.9), которые в этом случае примут вид;

описания с помощью дифференциального уравнения

$$\sum_{i=0}^{n} a_i \frac{d^i y(t)}{dt^i} = \sum_{j=0}^{m} bj \frac{d^j x(t)}{dt^j}, \quad n \geq m; \tag{1.10}$$

описания с помощью импульсной переходной функции

$$y(t) = \int_0^{\infty} g(\tau) x(t-\tau) d\tau = \int_{-\infty}^{t} g(t-\tau) x(\tau) d\tau, \tag{1.11}$$

где согласно условию физической реализуемости системы $g(\tau) = 0$ при $\tau < 0$;

описания с помощью частотной характеристики

$$y(t) = \frac{1}{2\pi j} \int_{-\infty}^{\infty} \Phi(j\omega) X(j\omega) e^{j\omega} d\omega. \tag{1.12}$$

Частотная характеристика линейной стационарной системы связана с ее передаточной функцией $\Phi(p)$; последняя может быть получена по частотной характеристике путем замены $j\omega$ на p. Передаточная функция $\Phi(p)$ связана с весовой функцией $g(\tau)$ преобразованием Лапласа

$$\Phi(p) = \int_0^{\infty} g(\tau) e^{-p\tau} d\tau; \tag{1.13}$$

$$g(\tau) = \frac{1}{2\pi j} \int_{a-j\infty}^{a+j\infty} \Phi(p) e^{p\tau} dp. \tag{1.14}$$

Передаточная функция объекта, описываемого обыкновенным дифференциальным уравнением (1.10), является дробно-рациональной функцией вида

$$\Phi(p) = \frac{b_m p^m + \ldots + b_1 p + b_0}{a_n p^n + \ldots + a_1 p + a_0}, \; n \geq m. \tag{1.15}$$

При решении задачи идентификации линейных динамических объектов будем определять одну из приведенных характеристик.

При математическом описании объекта с помощью уравнений (1.1) – (1.3) предполагается, что возмущение $X(t)$ и реакция $Y(t)$ представляют собой детерминированные сигналы и, кроме того, сам объект также является детерминированным, т. е. между $X(t)$ и $X(t)$ существует однозначная функциональная зависимость. В практических случаях часто эти условия не выполняются, возмущения $X(t)$ и реакции $Y(t)$ являются случайными, а объект или исследуемый процесс являются стохастическими. В этом случае математическое описание объекта должно быть стохастическим, т. е. сигналы $X(t)$ и $Y(t)$ рассматриваются как случайные функции неслучайных аргументов t и природа оператора A_t также случайна.

В случае детерминированного безынерционного объекта, когда возмущение и реакция могут рассматриваться как случайные величины X и Y соответственно, математическая модель, описывающая объект, дается в виде условного математического ожидания Y относительно X, т. е. вместо уравнения (1.1) объект описывается уравнением в виде

$$M\{Y|x\} = f_1(x) \tag{1.16}$$

где $M\{Y|x\}$ – условное математическое ожидание Y относительно x, а f_1 – неслучайный закон преобразования. Например, для усилительного элемента, на входе которого действует случайная величина X, конкретное выражение (1.16) будет иметь вид:

$$y = M\{Y|x\} = kx; \tag{1.17}$$

для квадратора

$$y = M\{Y|x\} = ax^2. \tag{1.18}$$

В (1.17) и (1.18) коэффициенты k и a являются постоянными, неслучайными величинами.

Для детерминированных динамических объектов вместо (1.3), если $Y(t)$ и $X(s)$ являются случайными функциями, модель объекта представляется в виде математического ожидания $Y(t)$ относительно всей совокупности

значений воздействия $X(s)$ для всех значений S в области T, т.е. для непрерывного объекта

$$y(t) = M\{Y\ (t)|x(s);\ s \in T\}; \tag{1.19}$$

в дискретном случае при разбиении области T на n подобластей

$$y(t) = M\{Y(t)|x_1, x_2, \ldots, x_n\}. \tag{1.20}$$

Тогда для линейной модели объекта, представленной весовой функцией, уравнение (1.8) примет вид:

$$y(t) = M\{Y(t)|x(s);\ s \in T\} = \int_T^t g(t,s)x(s)ds, \tag{1.21}$$

для стационарной линейной модели уравнение (l.11) перепишется следующим образом:

$$y(t) = M\{Y(t)|x(s);\ 0 \le s \le \infty\} = \int_0^\infty g(\tau)\, x(t-\tau)d\tau, \tag{1.22}$$

а в дискретном случае

$$y_m = M\{Y(t)|x_1, x_2, \ldots,\ x_n\} = \sum_{i=1}^{n} a_{m-i}x_i\ . \tag{1.23}$$

Для детерминированных объектов функции $g(t,s)$, $g(\tau)$ и коэффициенты a_i являются неслучайными.

Для стохастических объектов оператор A_t является случайным, т. е. например, коэффициенты линейного дифференциального уравнения (1.7) или (1.10), весовые функции в уравнениях (1.8) и (1.11) и т. д. являются случайными. Например, в случае безынерционного объекта коэффициенты в уравнениях (1.17) и (1.18) для стохастических объектов также являются случайными.

Из приведенных определений намечаются различные подходы к описанию объектов: детерминированный, когда воздействие, объект и реакция «представляются детерминированными, и стохастический, когда воздействие, объект и реакция представляются случайными. При этом следует заметить, что в случае, когда хотя бы одна из трех характеристик

$X(t)$, A_t или $Y(t)$ представляет собой случайную функцию, построение модели может быть осуществлено только вероятностными методами.

1.2. Формализация задачи идентификации

Приведем некоторые постановки задачи идентификации в зависимости от априорной информации и класса объектов. При этом будем исходить из статистической постановки задачи идентификации, считая, что воздействие (входная переменная) $X(t)$ и реакция (выходная переменная) $Y(t)$ представляют собой случайные функции или случайные величины. Это связано не с удобством такого рассмотрения, вытекает из того, что природа этих переменных случайная и сам идентифицируемый объект также является случайным.

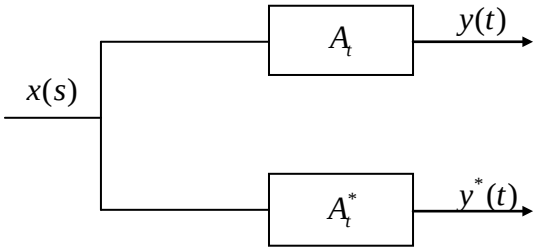

Рис. 1.5. Схема процесса идентификации.

Пусть для одномерного объекта, характеристикой которого является оператор A_t (1.3), могут быть измерены случайные функции входа $X(t)$ и выхода $Y(t)$. Тогда задача идентификации сводится к определению оператора A_t по результатам измерения входной и выходной случайных функций. Точнее, ставится задача определения не самого оператора A_t, а его оценки A_t*. Например, оценка коэффициентов в дифференциальных уравнениях (1.7) или (1.10), оценка весовой функции в (1.8) или (1.11), частотной характеристики в (1.9) или (1.12) по результатам измерений $X(t)$ и $Y(t)$. Оценка оператора A_t* используется в качестве характеристики неизвестного

оператора A_t. Разумно потребовать близость оценки оператора A_t* к истинному значению оператора A_t в смысле некоторого критерия, т.е. должно быть выполнено требование близости случайных функций $Y*(t)$ – выхода модели

$$y*(t) = A_t * x(s) \tag{1.24}$$

к случайной функции $Y(t)$, являющейся выходной переменной объекта.

Для решения задачи вводится функция $\rho[y_t, y_t*]$, которая зависит от $Y(t)$ и $Y*(t)$ и не зависит от оператора A_t.

Выбор этой функции зависит от принятого критерия оптимальности. Функция $\rho[y_t, y_t*]$ обычно называется функцией потерь. Для решения поставленной задачи на математическое ожидание этой функции накладывается требование минимума

$$M\{\rho[y_t, y*_t]\} = \min, \tag{1.25}$$

и в этом смысле понимается близость оценки A_t* к истинному значению оператора A_t. Математическое ожидание от функции потерь обычно называют средним риском, а критерий оптимальности (1.25)–критерием минимума среднего риска. Соотношение (1.25) будет выполнено, если потребовать минимум математического ожидания функции $\rho[y_t, y_t*]$ при заданной реализации случайной функции $x(s)$, т.е.

$$M\{\rho[y_t, y*_t \,|x(s); s \in T]\} = \min. \tag{1.26}$$

Условие минимума соотношения, (1.25) имеет вид:

$$\frac{\partial}{\partial y*_t} M\{\rho[y_t, y*_t \,|x(s); s \in T]\} = 0. \tag{1.27}$$

При идентификации объектов управления в большинстве практических случаев ищется оптимальный оператор по критерию минимума среднего квадрата ошибки, т. е. принимают:

$$\rho[y_t, y_t*] = (y_t - y_t*)^2. \tag{1.28}$$

Тогда из условия (1.26) получим следующее уравнение для

определения оптимальной в смысле минимума среднего квадрата ошибки оценки оператора A_t:

$$y(t) = A^*_t\, x(s) = M\{Y(t)|x(s); s \in T\}. \qquad (1.29)$$

Из уравнения (1.29) видно, что оператор условного математического ожидания, т.е. регрессия выходной переменной $Y(t)$ относительно входной $X(t)$, дает оптимальный в смысле критерия (1.28) оператор объекта в классе всех возможных операторов.

Если ограничиться линейным описанием объекта, т. е. оптимальный оператор искать в классе линейных операторов, то из (1.29) путем умножения на входную случайную функцию получим:

$$A^*_t\, x(\upsilon)x(s) = M\{Y(t)|x(s)\}x(\upsilon).$$

Применение операции математического ожидания к обеим частям последнего равенства дает:

$$\left.\begin{aligned} &M\{A^*_t\, X(\upsilon)X(s)\} = M\{M\{Y(t)|X(s)\}X(\upsilon)\}; \\ &M\{A^*_t\, X(\upsilon)X(s)\} = M\{Y(t)X(\upsilon)\}. \end{aligned}\right\} \qquad (1.30)$$

Поскольку A^*_t ищется в классе линейных операторов, то оператор математического ожидания M коммутативен с оператором A^*_t при самых общих предположениях. Тогда из (1.30) получим следующее уравнение для определения оптимальной оценки оператора A_t в классе линейных операторов по критерию минимума среднего квадрата ошибки:

$$A^*_t\, M\{X(\upsilon)X(s)\} = M\{Y(t)X(\upsilon)\}. \qquad (1.31)$$

Если, не ограничивая общности, предположить, что математические ожидания случайных функций входа $X(t)$ и выхода $Y(t)$ равны нулю, т.е. $M\{X(t)\} = 0$ и $M\{Y(t)\} = 0$, то (1.31) может быть записано в виде

$$A^*_t\, K_{xx}(\upsilon, s) = K_{yx}(t, \upsilon) \qquad (1.32)$$

или весовая функция $g(t,s)$ объекта определяется из следующего интегрального уравнения:

$$K_{yx}(t,\upsilon) = \int_{t-T}^{t} g(t,s) K_{xx}(s,\upsilon) ds\,, \tag{1.33}$$

где $K_{xx}(s,\upsilon)$ – автокорреляционная функция случайной функции $X(t)$; $K_{yx}(t,\upsilon)$ – взаимная корреляционная функция случайных функций $Y(t)$ и $X(t)$; T – интервал времени наблюдения.

Таким образом, оптимальная оценка весовой функции по критерию минимума среднего квадрата ошибки определена соотношениями (1.32) или (1.33) для модели линейного объекта, описываемого уравнением (1.7).

В частном случае, когда случайные функции $Y(t)$ и $X(t)$ являются стационарными и стационарно связанными, оптимальная оценка оператора определяется из уравнения

$$K_{yx}(\tau) = A^*_t\, K_{xx}(t-\tau)\,, \tag{1.34}$$

а весовая функция (при бесконечном интервале наблюдения) из интегрального уравнения Винера — Хопфа

$$\left.\begin{aligned} &K_{yx}(\tau) = \int_0^{\infty} g(t) K_{xx}(t-\tau) dt,\ t \ge 0; \\ &g(t) = 0 \quad при \quad t < 0. \end{aligned}\right\} \tag{1.35}$$

Модель объекта в этом случае дается уравнением (1.11). Общей характеристикой многомерного объекта является оператор A_t, устанавливающий соответствие между векторными случайными функциями $Y(t)$ и $X(s)$. По результатам измерения $X(s)$ и $Y(t)$ определяется оценка A^*_t оператора A_t. При этом накладывается требование близости оценки A^*_t истинному значению A_t в смысле какого-либо критерия, т.е. должно быть выполнено требование близости векторной случайной функции на выходе модели $Y^*(t)$

$$Y^*(t) = A^*_t\, \{x_1(s),...,x_n(s); s \in T\} \tag{1.36}$$

к векторной выходной переменной объекта $Y(t)$ (рис. 1.6).

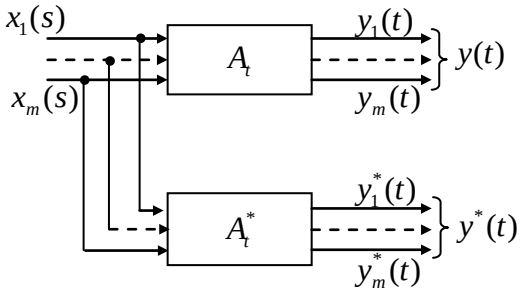

Рис. 1.6. Схема идентификации многомерного объекта.

Для определения оптимального оператора по критерию минимума среднего квадрата ошибки в этом случае функция потерь принимает вид:

$$\rho[y(t), y^*(t)] = \sum_{i=1}^{m} w_i [y_i(t) - y^*_i(t)]^2 , \qquad (1.37)$$

где веса w_i определяются значимостью каждой из выходных переменных $y_i(t),\ (i = 1,2,...,m)$.

Для выполнения условия (1.36) достаточно, чтобы

$$M\{\rho[y_i(t), y^*_i(t) | x_1(s),...,x_n(s); s \in T]\} = \min , \qquad (1.38)$$

т.е. достаточно минимума математического ожидания функции $\rho[y_i(t), y^*_i(t)]$ при фиксированных реализациях случайных функций $x_1(t),...,x_n(t)$.

Оптимальную оценку оператора A_t по критерию минимума среднего квадрата ошибки получим из множественной регрессии рассматриваемой выходной переменной $Y_i(t)$ относительно всей совокупности входных переменных $X_1(s),...,X_n(s)$ для всех аргументов *s* в области *T*:

$$y^*_i(t) = A^*_t\{x_1(s),...,x_n(s)\} = M\{Y_i(t) | x_1(s),...,x_n(s); s \in T\} . \qquad (1.39)$$

Соотношение (1.39) дает возможность получить наилучшую в смысле минимума среднего квадрата ошибки оценку оператора A_t для любого числа входных переменных в классе всех возможных операторов.

Рассмотренные постановки задачи идентификации для различных видов объектов могут быть отнесены к задачам идентификации в узком смысле, которые сводятся, например, к нахождению коэффициентов заданного дифференциального или алгебраического уравнения объекта, к

определению коэффициентов в моделях, заданных уравнениями (1.7), (1.10), (1.17) или (1.18). При такой постановке задачи идентификации априорная информация об объекте достаточно большая. При этом предполагаются известными:

- переменные (как входные, так и выходные), между которыми существует связь;
- форма этой связи, т. е. модель фактически задана уравнением, которым описывается объект;
- мера на множествах реализаций входов и выходов объекта, т.е. входные и выходные переменные могут быть измерены и т.д.

Задача идентификации, как видим, сводится в этом случае к определению оценок коэффициентов в уравнениях, описывающих объект по реализации входных и выходных переменных, полученных в условиях нормального функционирования объекта.

Для сложных реальных объектов во многих случаях полностью или частично эта априорная информация отсутствует и ее нужно получить по тем же реализациям входных и выходных переменных. Часто имеющиеся уравнения объекта «строго» выполняются только в лабораторных условиях, когда максимально исключено влияние внешних воздействий, не учитывается стохастическая природа возмущений, реакций и самого объекта при реальных условиях эксплуатации, кроме того, уравнения, описывающие объект, могут быть настолько сложными, что применение их для решения задач управления невозможно. Несмотря на то что эти уравнения часто лучше отражают физическую сущность объекта или процесса, они заменяются более простыми, приближенными уравнениями, приемлемыми для практического решения задачи управления.

В связи с этим значительно расширяется класс задач, которые необходимо решать при идентификации. Ограничимся здесь перечислением ряда задач, которые решаются при идентификации в широком смысле. В

условиях нормального функционирования сложного объекта, когда уровень шумов измерений входных и выходных переменных является значительным и сам объект представляется «шумящим», возникает задача выделения из множества взаимосвязанных входных переменных таких, которые несут наибольшую информацию об интересующих нас выходных переменных. Задача ставится таким образом, чтобы по заданному критерию (минимум затрат на получение информации, максимум информативности и т.п.) установить необходимое описание объекта для решения задач управления, прогнозирования и т.д. Эта задача в конечном итоге сводится к количественной оценке степени идентичности модели реальному объекту. Естественно, что при построении модели вовсе нет необходимости стремиться к максимально полному описанию объекта, а необходимо, чтобы полученная модель давала возможность решить конкретную задачу оптимизации, управления, прогноза и т.д.

Реальные сложные объекты являются в общем случае нестационарными, что значительно усложняет их исследование. Однако в некоторых случаях этот класс объектов может быть достаточно хорошо аппроксимирован линейной моделью на отдельных участках его функционирования. В связи с этим возникает задача количественной оценки степени нестационарности и решение по этой характеристике задачи о возможности для конкретных требований к выходным переменным ограничиться построением стационарной модели.

1.3. Постановка цели и задачи работы

Выше было отмечено, что итерационные алгоритмы являются весьма эффективными средствами получения математических моделей объектов управления.

Здесь следует отметить, что применение таких итерационных

алгоритмов принципиально необходимо при управлении нестационарными объектами. В некоторых случаях их удобно применять и для автоматического построения моделей объектов, приводимых к стационарным, и даже при построении моделей стационарных объектов. Это объясняется, с одной стороны, тем, что алгоритмы уточнения, как правило, очень просты, а это значит, что они не сильно увеличивают сложность системы управления. С другой стороны, когда число факторов, учет которых позволил бы привести нестационарный объект к стационарному, велико, стационарная модель может получиться неоправданно сложной.

Целью работы является изучение и модификация итерационных алгоритмов идентификации объектов управления и разработка их программного обеспечения.

В соответствии с этим задачей работы является:

1. ознакомление с задачами и алгоритмами идентификации объектов управления;
2. формализация задачи итеративной идентификации;
3. формирование структуры моделей нестационарных и псевдонестационарных объектов управления;
4. формирование итерационного одношагового алгоритма идентификации;
5. модификация многошагового рекуррентно–итерационного алгоритма идентификации;
6. выбор базового рекуррентно–итерационного алгоритма идентификации;
7. разработка программного обеспечения рекуррентно–итерационного алгоритма идентификации;

Практическая реализация указанных задач позволит повысить оперативность задачи идентификации и тем самым качество процессов управления объектами.

ГЛАВА II. ИТЕРАЦИОННЫЕ АЛГОРИТМЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ УПРАВЛЕНИЯ И ИХ ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ

2.1. Алгоритмы идентификации линейных динамических объектов

При рассмотрении общей постановки задачи идентификации было отмечено, что для определения оптимального оператора одномерного линейного динамического объекта по критерию минимума среднего квадрата ошибки необходимо знать корреляционную функцию входной переменной и взаимную корреляционную функцию входной и выходной переменных [см (1.33) и (1.35)]. В многомерном случае кроме корреляционных функций входных переменных и взаимных корреляционных функций входных и выходных переменных необходимо также иметь взаимные корреляционные функции всех входных переменных, действующих на объект. Обычно априори для идентифицируемых объектов управления корреляционные и взаимные корреляционные функции входных и выходных переменных объекта неизвестны и их оценки получают по реализациям, снятым с объекта в реальных условиях его функционирования.

Укажем здесь, что синхронная запись реализаций входных и выходных переменных, а также их статистическая обработка требуют значительных затрат времени, если они не автоматизированы. Поэтому в настоящее время широко используются как универсальные вычислительные машины, так и специальные устройства и приборы для автоматического съема реализаций с объекта и полной их статистической обработки.

Здесь будем исходить из того, что необходимые характеристики входных и выходных переменных в виде корреляционных и взаимных корреляционных функций нам известны, и решение задачи получения математического описания объекта произведем по этим характеристикам.

Кроме того, предположим, что по результатам предварительного анализа реализаций установлены информативные переменные для данных выходных переменных и для них решается задача идентификации. Ограничимся здесь рассмотрением только класса стационарных систем.

По результатам измерения входных и выходных переменных объекта определяются оценки автокорреляционной функции входа $K^*_{xx}(t)$ и взаимной корреляционной функции входа и выхода $K^*_{yx}(t)$. Полученные оценки аппроксимируются соответствующими функциями $K^*_{xx}(t)$ и $K^*_{yx}(t)$ и по последним аналитическим путем определяется весовая функция объекта, а по ней и другие необходимые характеристики. Основой для аппроксимации полученных в результате опыта оценок $K^*_{xx}(t)$ и $K^*_{yx}(t)$ могут служить результаты теоретического или логического анализа, обобщения предыдущих опытов или конкретный вид эмпирических кривых, построенных по оценкам $K^*_{xx}(t)$ и $K^*_{yx}(t)$. В этом случае решение задачи идентификации сводится на первом этапе решения к задаче аппроксимации корреляционных функций, определенных по результатам измерения $X(t)$ и $Y(t)$. Это – один из возможных путей решения задачи.

Другой путь связан с типовой идентификацией. Сущность его заключается в том, что выбор аналитических представлений автокорреляционной функции входа $K^*_{xx}(t)$ и взаимной корреляционной функции входа и выхода $K^*_{yx}(t)$ осуществляется для полученных значений оценок $K^*_{yx}(t)$ и $K^*_{yx}(t)$ по заранее составленным типовым альбомам, включающим основные виды характеристик $K^*_{xx}(t)$ и $K^*_{yx}(t)$ и соответствующие им уравнения и параметры объекта.

В качестве третьего пути укажем численное решение уравнения (1.35) по оценкам $K^*_{xx}(t)$ и $K^*_{yx}(t)$. В результате решения получают оценку ординат весовой функции $g^*(\tau)$. В некоторых случаях значений $g^*(\tau)$ достаточно, в других же случаях при необходимости иметь аналитическое

уравнение объекта по оценке $g^*(\tau)$ осуществляется ее аппроксимация. В настоящее время этот метод широко исследован, имеются программы расчета на ЦВМ. Однако в связи с тем, что при малых ошибках в оценках корреляционных функций возможны большие отклонения в решении задачи, необходима известная осторожность в практическом применении этого метода.

<u>Определение весовой и передаточной функций объекта.</u> Сущность численного метода заключается в возможности представления уравнения (1.35) системой линейных алгебраических уравнений. Для такого представления учитывают, что при $\tau \le 0$ весовая функция $g(\tau) = 0$, а интервал взаимной корреляции t разбивают на m равных интервалов $t = T,\ 2T, ..., mT$. Тогда интегральное уравнение (1.35) может быть приближенно представлено в виде следующей конечной суммы:

$$\frac{1}{T} K_{yx}(t) = \sum_{i=0}^{m} g_i K_{xx}(t - iT), \tag{2.1}$$

где $g_i = g(iT),\ i = 1,2,...,m$. Таким образом, по всем значениям $t = T,\ 2T, ..., mT$ получим m линейных алгебраических уравнений для определения m значений ординат весовой функции $g(\tau)$ в точках $T,\ 2T, ..., mT$. В матричном виде эту систему линейных уравнений можно представить в виде

$$K_{xx} G = K_{yx}, \tag{2.2}$$

где K_{xx} – корреляционная матрица, составленная по значениям ординат корреляционной функции входной случайной функции $X(t)$:

$$K_{xx} = \begin{Vmatrix} K_{11} & K_{12} & ... & K_{1m} \\ K_{21} & K_{22} & ... & K_{2m} \\ K_{m1} & K_{m2} & ... & K_{mm} \end{Vmatrix}, \quad \begin{matrix} K_{ij} = K_{ji}; \\ K_{ij} = K_{xx}(j-1); \\ i, j = 1,2,...,m; \end{matrix} \tag{2.3}$$

K_{yx} – матрица-столбец, элементами которой являются ординаты взаимной корреляционной функции входа и выхода

$$K_{yx} = \begin{Vmatrix} K_1 \\ K_2 \\ \vdots \\ K_m \end{Vmatrix}, \quad K_i = \frac{K_{yx}(iT)}{T}, \tag{2.4}$$

а G – матрица-столбец, состоящая из элементов, представляющих собой значения ординат искомой весовой функции:

$$G = \begin{Vmatrix} g_1 \\ g_2 \\ \vdots \\ g_m \end{Vmatrix}. \tag{2.5}$$

Как правило, решение уравнения (2.1) осуществляется на ЦВМ.

Полученные значения ординат весовой функции $g_i, i = 1,2,...,m$ используются для последующего моделирования и синтеза системы управления, выбора методов и параметров контроля, расчета точности и др. Если последующий анализ объекта и синтез системы управления производятся аналитическими методами, весовая функция представляется аналитическим выражением. Для этого осуществляется аппроксимация подходящим аналитическим выражением. В этом случае решается статистическая задача проверки гипотезы о том, что экспериментальные данные не опровергают предположения о возможности представления характеристики объекта данным аналитическим выражением, или проверка гипотезы о том, что аналитическая кривая находится в доверительной «трубке» с заданной доверительной вероятностью.

При наличии формулы весовой функции для рассматриваемого класса стационарных линейных объектов можно аналитически получить другие характеристики объекта. Так, передаточная функция объекта $G(p)$ для физически возможной стационарной линейной системы определяется по известной весовой функции $g(\tau)$ с помощью преобразования Лапласа:

$$G(p) = \int_0^\infty g(\tau) e^{-p\tau} d\tau . \tag{2.6}$$

В частном случае, когда $p = i\omega$, получим частотную характеристику объекта:

$$G(j\omega) = \int_0^\infty g(\tau) e^{-j\omega\tau} d\tau . \qquad (2.1)$$

Частотную характеристику объекта можно получить также другим путем, используя спектральные характеристики случайных функций. Между корреляционными функциями случайных функций и спектральными плотностями устанавливаются следующие соотношения при помощи прямого и обратного преобразования Фурье:

для входной случайной функции

$$K_{xx}(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} S_{xx}(\omega) e^{j\omega t} d\omega ; \qquad (2.8)$$

$$S_{xx}(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} K_{xx}(t) e^{-j\omega t} dt ; \qquad (2.9)$$

для взаимных характеристик стационарных и стационарно связанных случайных функций входа и выхода

$$K_{yx}(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} S_{yx}(j\omega) e^{j\omega t} d\omega ; \qquad (2.10)$$

$$S_{yx}(j\omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} K_{yx}(t) e^{-j\omega t} dt . \qquad (2.11)$$

Частотная характеристика объекта без учета физической реализуемости определяется по формуле

$$G(j\omega) = \frac{S_{yx}(j\omega)}{S_{xx}(\omega)} . \qquad (2.12)$$

В связи с тем, что передаточная функция $G(p)$ стационарного линейного объекта, описываемого обыкновенным линейным дифференциальным уравнением с постоянными коэффициентами, представляет собой дробно-рациональную функцию параметра p

$$G(p) = \frac{b_m p^m + b_{m-1} p^{m-1} + ... + b_1 p + b_0}{a_n p^n + a_{n-1} p^{n-1} + ... + a_1 p + a_0} , \qquad (2.13)$$

по известной передаточной функции $G(p)$ легко записать дифференциальное уравнение объекта, которое в нашем случае будет иметь вид:

$$\sum_{i=0}^{n} a_i \frac{d^i y(t)}{dt^i} = \sum_{j=0}^{m} b_j \frac{d^j x(t)}{dt^j}, \quad n \geq m. \tag{2.14}$$

Таким образом, для рассматриваемого класса линейных стационарных объектов описания объекта в виде дифференциального уравнения, передаточной функции или весовой функции являются эквивалентными и по одной из этих характеристик могут быть получены другие. В связи с тем, что для решения различных задач удобно пользоваться различными видами характеристик, представляется целесообразным результаты идентификации представлять этими характеристиками.

2.2. Модели нестационарных объектов управления

Если объект нестационарен, т.е. его параметры изменяются, то оценки этих параметров следует непрерывно уточнять. Если этого не делать, то модель не будет соответствовать объекту и по ней невозможно будет предсказывать поведение самого объекта и управлять им.

Уточняемые в процессе работы объекта модели получили название рекуррентно–итерационных моделей. Применение таких моделей принципиально необходимо при управлении нестационарными объектами. Но в некоторых случаях их удобно применять и для автоматического построения моделей объектов, приводимых к стационарным, и даже при построении моделей стационарных объектов. Это объясняется, с одной стороны, тем, что алгоритмы уточнения, как правило, очень просты, а это значит, что они не сильно увеличивают сложность системы управления. С другой стороны, когда число факторов, учет которых позволил бы привести нестационарный объект к стационарному, велико, стационарная модель может получиться неоправданно сложной.

Примером объекта, для которого применение адаптивной модели

выгоднее применения стационарной модели, может служить трубопрокатный стан. Математическую модель стана необходимо строить для каждого типоразмера, который прокатывается на стане, так как зависимость выходной величины (например, диаметра трубы) от входных данных для разных типоразмеров разная. Но число прокатываемых на стане типоразмеров труб очень велико – несколько сот, а это требует большого объема памяти вычислительной машины. Оказалось, что выгоднее применить универсальный рекуррентно–итерационный алгоритм вместо большого количества стационарных моделей. Во-первых, для перехода с одного типоразмера на другой не требуется знания моментов изменения параметров объекта и не требуется аппаратуры для определения этих моментов. Во-вторых, включение в программу стана нового типоразмера или новой марки стали при использовании рекуррентно–итерационной модели не требует никаких переделок в системе, в то время как при использовании стационарных моделей пришлось бы увеличить число моделей, хранящихся в памяти машины.

На этом преимущества рекуррентно–итерационных моделей не кончаются. Рекуррентно–итерационные модели, для реализации которых используются чрезвычайно простые алгоритмы, позволяют строить модели объектов такой большой размерности, где применить для построения оптимальные методы вообще невозможно из-за вычислительных трудностей. Оказалось, что чем выше размерность объекта, тем более простые алгоритмы следует применять для построения его модели. Более сложные алгоритмы применяются только для того, чтобы быстрее строить модель объекта.

Что значит быстрее? Это значит – использовать меньшее число опытов. Если для получения оценок параметров объекта с заданной надежностью P, пользуясь алгоритмом A, требуется провести N_A опытов, а пользуясь алгоритмом B, требуется провести N_B опытов и $N_B > N_A$, то алгоритм A обеспечивает более высокую скорость сходимости оценок параметров

объекта к значениям параметров. Но скорость сходимости не является единственной мерой качества алгоритма. Может оказаться, что высокая скорость сходимости получается за счет более сложного алгоритма, т.е. за счет большего количества вычислений. Для сложных алгоритмов и объектов большой размерности время для вычислений на одном шаге может превысить время сходимости алгоритма. Таким образом, фактическая скорость сходимости алгоритмов построения адаптивных моделей, работающих в реальном времени, определяется не только скоростью сходимости, которую обеспечивает собственно алгоритм, но и временем вычисления по этому алгоритму. Это время зависит от количества вычислений, которые необходимо проделать на каждом шаге, и от быстродействия вычислительной машины. Но поскольку последнее всегда ограничено, существуют оптимальные для данной вычислительной системы рекуррентно–итерационные алгоритмы, обеспечивающие максимальное быстродействие при заданной скорости вычислений.

В пользу рекуррентно–итерационных простых алгоритмов говорит и следующий факт. Разница в количестве экспериментов, необходимых для получения оценок параметров объекта с заданной надежностью, для разных алгоритмов уменьшается с увеличением размерности объекта. Иначе, скорости сходимости собственно алгоритмов выравниваются, и определяющей становится разница в количестве вычислений.

При небольших вариациях входных переменных всегда можно построить достаточно точную линейную модель произвольного нелинейного объекта. Это естественное предположение позволяет для некоторых объектов ограничиться линейной рекуррентно–итерационной моделью там, где необходимо было бы построение существенно нелинейной стационарной модели. Такими объектами являются, например, нелинейные объекты, у которых средние значения входных переменных изменяются медленно по сравнению с небольшими колебаниями относительно этих средних.

Отметим еще из положительных свойств рекуррентно–итерационных алгоритмов их большую помехозащищенность и простоту учета дополнительных факторов. Принцип обратной связи, лежащий в основе процедуры уточнения, позволяет отстраиваться от всех помех, спектр которых ниже частоты среза алгоритма, т.е. практически ниже тактовой частоты уточнения. По этой же причине рекуррентно–итерационная модель хорошо отрабатывает (с помощью постоянного члена) медленно изменяющиеся неучтенные входные воздействия. Чувствительность к высокочастотным помехам может быть уменьшена только за счет уменьшения быстродействия алгоритма. И здесь зависимость та же, что и для стационарных моделей; чем больше время усреднения, тем меньше зависимость оценок параметров объекта от помех.

Мы перечислили только положительные качества рекуррентно–итерационных моделей. Единственным их недостатком является неоптимальность при построении моделей стационарных объектов в реальном времени. И это, казалось бы, лишает их универсальности. Но это не совсем так. Даже для тех гипотетических случаев, для которых нам заранее известно, что объект наверняка стационарен, увеличение времени получения оценок параметров объекта с заданной надежностью с помощью рекуррентно–итерационного алгоритма над временем получения оценок оптимальным алоритмом обычно невелико и тем меньше, чем больше размерность объекта.

Несколько слов следует сказать относительно общих свойств алгоритмов настройки. Будем различать стационарные и нестационарные алгоритмы. Будем называть алгоритм стационарным, если оценки параметров объекта, получаемые по этому алгоритму, являются функциями входных и выходных переменных объекта, но явно не зависят от времени или от известных функций времени, если время или известная функция времени не являются входными переменными объекта. И, наоборот, алгоритм, в

который явно входит время или известная функция времени, будем называть нестационарным.

Примером нестационарного алгоритма может служить, например, такой алгоритм:

$$k_{(N+1)} = k_N + \frac{1}{N+1}[y(N+1) - k^T(N)x(N+1)]x(N+1).$$

Здесь оценки параметров объекта k уточняются с течением времени, т.е. с увеличением N, все меньше и меньше. Такие нестационарные алгоритмы оказываются оптимальными среди одношаговых алгоритмов при определении параметров стационарных объектов и хорошо работают даже в условиях помех. Но такие

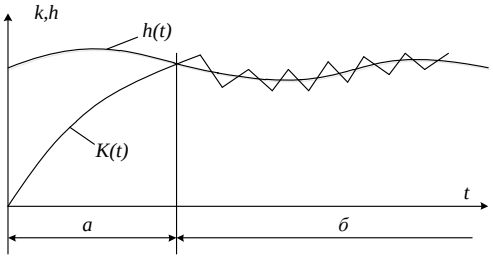

Рис. 2.1. Режимы работы идентификатора.

Участок а – режим обучения; участок б – режим слежения.

алгоритмы принципиально непригодны для слежения за параметрами нестационарного объекта. Действительно, при достаточно большом N оценки коэффициентов практически перестают уточняться, в то время как параметры объекта могут изменяться при работе все время.

Существует достаточно большое число алгоритмов настройки, отличающихся глубиной памяти. Алгоритмы, использующие для уточнения оценок параметров результаты только одного эксперимента, будем называть одношаговыми. Такие алгоритмы требуют всего n ячеек памяти (n– размерность объекта). Алгоритмы, использующие для уточнения параметров результаты нескольких экспериментов, назовем многошаговыми. Примером многошагового алгоритма может служить алгоритм текущих наименьших квадратов. Мы рассмотрим оба вида алгоритмов, но ввиду преимуществ,

которыми обладают одношаговые алгоритмы, основное внимание будет уделено анализу их работы. Главные преимущества одношаговых алгоритмов – простота реализации и большая мобильность – делают их незаменимыми при текущей идентификации нестационарных объектов.

В работе устройства рекуррентно–итерационной идентификации (будем называть его идентификатором) можно выделить два основных режима, иллюстрируемых рис. 2.1. По оси абсцисс отложено время, по оси ординат – параметр объекта и его оценка. Оценка начинается с нуля. На участке *а* ошибка оценки параметра объекта велика. На участке *б* ошибка оценок также не равна нулю, но тем не менее относительно невелика. Ее можно характеризовать дисперсией ошибки слежения за переменными параметрами объекта. Режим работы на начальном участке будем называть режимом обучения. Характерным для этого режима является то, что при небольших вариациях параметров объекта (небольших отношениях корня квадратного из дисперсии к математическому ожиданию параметра σ / m) анализ работы идентификатора можно проводить, считая объект стационарным, и это не приводит к большим ошибкам. Заметим, что большинство параметров промышленных объектов имеют небольшую вариацию.

Второй участок работы алгоритма назовем режимом слежения. В этом режиме ошибка определения параметров объекта определяется в первую очередь изменением самих параметров объекта и помехами.

Рассмотрение рекуррентно–итерационных алгоритмов начнем с оптимального одношагового алгоритма. Этот алгоритм достаточно прост в вычислительном отношении, требует небольшой оперативной памяти и мобилен, т.е. хорошо следит за переменными параметрами объекта. Эти качества и определили его широкое практическое применение при автоматизации промышленных объектов.

2.3. Итерационный одношаговый алгоритм идентификации

Пусть объект описывается следующим уравнением в дискретные моменты времени:

$$y(N) = \sum_{i=1}^{N} h_i(N) x_i(N), \tag{2.15}$$

где $y(N)$ – выход объекта в N–м такте; $X_i(N)$ – значение i–го входа в N-м такте: $h_i(N)$ – неизвестные параметры объекта; n – число входов.

Будем искать модель объекта в следующем виде:

$$y^*(N) = \sum_{i=1}^{n} k_i(N-1) x_i(N),$$

где $y^*(N)$ – оценка выхода объекта, полученная по модели; $k_i(N-1)$ оценка i–го параметра объекта для $(N-1)$–го такта.

Выбрав совершенно произвольно начальные оценки $k_i(0)$, будем в каждом такте производить их уточнение по следующей итерационной формуле:

$$k_i(N) = k_i(N-1) + \frac{y(N) - \sum_{i=1}^{n} k_i(N-1) x_i(N)}{\gamma + \sum_{i=1}^{n} x_i^2(N)} x_i(N) \quad (i = 1,2,...,n). \tag{2.16}$$

Входные и выходную переменные, входящие в эту формулу, можно измерить, и, следовательно, этой формулой можно пользоваться на реальном объекте. Величина, на которую исправляются коэффициенты модели, пропорциональна ошибке предсказания:

$$\Delta y(N) = y(N) - y^*(N).$$

С другой стороны, каждый коэффициент $k_i(N-1)$ уточняется пропорционально изменению переменной на его входе $x_i(N)$. Алгоритм уточнения можно переписать в виде

$$k_i(N) = k_i(N-1) + \frac{\Delta y(N)}{\gamma + \sum_{i=1}^{n} x_i^2(N)} x_i(N) \quad (i = 1,2,...,n)$$

или еще проще

$$k_i(N) = k_i(N-1) + \Delta(N)x_i(N) \quad (i = 1,2,...,n),$$

где $\Delta(N)$ – величина, общая для всех входов и вычисляемая однажды в каждом такте.

Векторная форма записи может существенно сократить обозначения. Поэтому иногда мы будем пользоваться ею. В векторной форме формула (2.16) будет иметь вид:

$$k(N) = k(N-1) + \frac{y(N) - k^T(N-1)x(N)}{\gamma + x^T(N)x(N)} x(N) \tag{2.17}$$

или

$$k(N) = k(N-1) + \frac{h^T(N)x(N) - k^T(N)x(N)}{\gamma + x^T(N)x(N)} x(N), \tag{2.18}$$

где $h^T(N)$ – вектор истинных параметров объекта в N-m такте с составляющими $[h_1(N), h_2(N),..., h_n(N)]$; $k(N)$ – вектор оценок параметров объекта в N-м такте; $x(N)$– вектор входной переменной в N-м такте; $y(N)$ – выходная переменная в N–м такте (скаляр); «т» – знак транспонирования.

Можно написать еще проще:

$$k(N) = k(N-1) + \Delta(N)x(N), \tag{2.19}$$

где $\Delta(N)$– скалярная переменная.

При этом без потери общности можно принимать параметры объекта постоянными, не зависящими от N, а скалярный параметр алгоритма γ равным нулю. Подробнее влияние γ будет исследовано ниже.

Введем вектор ошибки определения коэффициентов

$$\Theta(N) = h - k(N)$$

с составляющими

$$\Theta(N) = \left\| \theta_1(N), \theta_2(N),..., \theta_n(N) \right\|,$$

где

$$\theta_i(N) = h_i - k_i(N).$$

Вычислим значение скалярного произведения $\Theta^T(N)x(N)$. Сначала,

используя тот факт, что вектор h не изменяется от шага к шагу, перепишем (2.17) в удобных для нас обозначениях:

$$\Theta(N) = \Theta(N-1) - \frac{\Theta^T(N-1)x(N)}{x^T(N)x(N)} x(N). \qquad (2.20)$$

Умножая правую и левую часть этого равенства скалярно на вектор $x(N)$, получаем:

$$\Theta^T(N)x(N) = \Theta^T(N-1)x(N) - \frac{\Theta^T(N-1)x(N)x^T(N)x(N)}{x^T(N)x(N)} = 0.$$

Следовательно, векторы $\Theta(N)$ и $x(N)$ перпендикулярны. Ясно, что при описанном способе построения оценок расстояние от точки истинных коэффициентов до точки оценок не может увеличиваться, а при изменении вектора входных воздействий может только уменьшаться. Отметим, однако, что ошибка определения каждого отдельного коэффициента уменьшается, вообще говоря, не монотонно. Монотонно уменьшается только суммарная ошибка, а ошибка определения отдельного коэффициента может принимать произвольное значение в пределах суммарной ошибки. Например, из рис. 2.1 видно, что ошибка определения первого коэффициента увеличилась, хотя суммарная ошибка, конечно, уменьшилась.

Кстати, из приведенных выше рассуждений следует, что при отсутствии помех и γ, равном нулю, не имеет смысла использовать одни и те же данные для повторного уточнения коэффициентов. Если векторы $x(N)$ и $x(N+1)$ совпадают по направлению, то, очевидно, уточнения коэффициентов в $(N+1)$-m шаге не произойдет. Но повторное использование одинаковых векторов входных воздействий вместе с другими, несомненно, имеет смысл.

<u>Сходимость алгоритма.</u> Возведя в квадрат обе части равенства (2.19) и упростив их, получим:

$$\Theta^T(N)\Theta(N) = \Theta^T(N-1)\Theta^T(N-1)\left\{1 - \frac{[\Theta^T(N-1)x(N)}{\Theta^T(N-1)\Theta(N-1)x^T(N)x(N)}\right\}.$$

В фигурных скобках стоит квадрат синуса угла между векторами

$\Theta(N-1)$ и $x(N)$, т.е. $\sin^2(\Theta(N-1)x(N))$. Таким образом, $\Theta^T(N)\Theta(N)$ во всяком случае не больше, чем $\Theta^T(N-1)\Theta(N-1)$, а сумма квадратов ошибок определения всех коэффициентов не может увеличиться ни при каком изменении воздействий на входе.

Для того чтобы в произвольном шаге произошло уменьшение ошибки (если она к этому времени еще не равна нулю), достаточно, чтобы вектор входных воздействий $x(N)$ не был параллелен предыдущему вектору входных воздействий $x(N-1)$. В этом случае синус не будет равен единице и ошибка уменьшится. Это хорошо видно из рис. 2.1. В общем случае необходимо, чтобы во входном воздействии чередовались по крайней мере *n* линейно-независимых векторов.

Рассмотренный алгоритм позволяет правильно определить характеристики объекта при произвольных начальных условиях, причем сумма квадратов ошибок определения всех коэффициентов монотонно уменьшается. При случайных входных векторах алгоритм обеспечивает сходимость в среднем квадратическом. Каким бы ни был выбран вектор начальных оценок $k(0)$, если корреляционная матрица входных переменных не вырождена, после достаточно большого количества итерации $k(N)$ сколь угодно мало будет отличаться от вектора *h*.

<u>Условие монотонной сходимости.</u> Будем предполагать, что объект описывается линейным уравнением (2.15). Для получения оценок параметров объекта на основании измерения входов и выходов будем пользоваться следующим алгоритмом:

$$k_i(N) = k_i(N-1) + \gamma_i \frac{y(N) - \sum_{i=1}^{n} k_i(N-1)x_i(N)}{\sum_{i=1}^{n} x_i^2(N)} x_i(N) \quad (i = 1,2,...,n). \tag{2.21}$$

где $k_i(N)$–оценки параметров объекта в *N*-м такте; γ_i – весовые коэффициенты (константы).

В векторной форме этот же алгоритм может быть записан так:

$$k(N) = k(N-1) + \Gamma \frac{y(N) - k^T(N-1)x(N)}{x^T(N)x(N)} x(N), \qquad (2.22)$$

где «т»—знак транспонирования;

$$\Gamma = \begin{Vmatrix} \gamma_1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \gamma_2 & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \gamma_n \end{Vmatrix}$$

– диагональная матрица.

Обозначив $\theta_i(N) = h_i - k_i(N)$, формулу (2.21) можно переписать в более удобном виде:

$$\theta_i(N) = \theta_i(N-1) + \gamma_i \frac{\sum_{i=1}^{n} \theta_i(N-1)x_i(N)}{\sum_{i=1}^{n} x_i^2(N)} x_i(N), \quad (i = 1,2,\dots,n). \qquad (2.23)$$

Если матрица Γ – единичная, то алгоритм (2.21) или (2.22) переходит в рассмотренный выше алгоритм, для которого была доказана сходимость в смысле $\sum \theta^2$. Покажем, что необходимым условием монотонной сходимости алгоритма (2.22), кроме требования того, чтобы вектор входных воздействий принимал не менее n линейно-независимых значений, является требование одинаковости диагональных элементов матрицы Γ. Иначе говоря, матрица Γ должна удовлетворять условию

$$\Gamma = \alpha E, \qquad (2.24)$$

где E – единичная матрица; α – скаляр, принимающий значения из интервала $0 < \alpha < 2$.

Это значит, что все коэффициенты γ_i в (2.21) должны быть равны между собой. Следовательно, формула (2.21) должна быть дополнена условиями $\gamma_i = \alpha (i = 1,2,\dots,n);\ 0 < \alpha < 2$.

2.4. Модели псевдонестационарных объектов управления

Введением дополнительных переменных некоторые нестационарные объекты могут быть приведены к стационарным.

Пусть линейный объект описывается уравнением

$$y(N) = a^T(N)x(N) = \sum_{i=1}^{n} a_i(N)x_i(N). \qquad (2.25)$$

Коэффициенты $a_i(N)$ в свою очередь можно разложить по известным функциям

$$a_i(N) = \sum_{l=1}^{m(i)} b_{l,i}\varphi_{l,i}(N), \qquad (2.26)$$

где b – не зависящие от времени константы; φ – известные функции времени.

Заменой $a_i(N)$ их выражениями через известные функции времени φ задача слежения за переменными параметрами объекта сводится к задаче определения постоянных коэффициентов b. Задача определения постоянных параметров, конечно, проще. Но такое упрощение не дается даром – возрастает размерность задачи.

Прежде всего к стационарным могут быть приведены объекты, параметры которых изменяются периодически. Модель конвертора для выплавки стали, например, изменяется от кампании к кампании, так как из-за выгорания футеровки меняются теплофизические свойства печи. Но после ремонта теплофизические свойства восстанавливаются. Таким образом, модели полученные для одинаковых номеров плавок в различных кампаниях, оказываются близкими друг другу. Аналогичная картина наблюдается при производстве титановой губки.

Процесс горячей прокатки труб нестационарны из-за износа валков и изменения их шероховатости в процессе работы. Переточка восстанавливает свойства валков. Замена валков может служить тем отправным пунктом, относительно которого модель меняется монотонно.

Процессы в химических реакторах часто нестационарны из-за старения

катализатора. Замена катализатора или его очистка обычно восстанавливают модель реактора. Большие агрегаты, на которые влияют погодные условия, могут иметь суточные и годовые изменения параметров. К таким агрегатам могут быть отнесены аппараты, стоящие вне помещений: домны, химические колонны и т.п.

Закономерным изменениям подвержена динамика ракет и самолетов, поскольку она сильно зависит от количества топлива.

Если предположить, что процесс изменения параметров объекта происходит случайным образом и их зависимость от времени не может быть выражена каким-либо детерминированным законом, то изменяющиеся параметры объекта должны уточняться стандартными алгоритмами, а параметры модели будут удовлетворительно следить за параметрами объекта, если спектр входных воздействий много шире спектра изменения параметров. Такой метод принципиально не позволяет следить за параметрами, изменяющимися быстрее входных воздействий.

Представлением параметров в виде (2.26) задача сводится к стационарной. Решение о рациональности такого перехода должно приниматься в каждом конкретном случае. Дело в том, что если увеличение размерности задачи очень велико, то окончательная точность модели может уменьшиться. Поэтому переходить к разложению параметров объекта по известным функциям времени надо очень осторожно.

Подчеркнем, что рассмотренные выше алгоритмы применимы только к моделям линейным относительно параметров. Поэтому, например, если коэффициенты а в (2.25) являются известными функциями времени,, содержащими неизвестные параметры, но разложение их по функциям, не содержащим неизвестных параметров, сложно, то такое представление коэффициентов может не иметь смысла. Например, если $a = \exp(bt)$, то оценить непосредственно коэффициент b мы не можем, а разложение $\exp(bt)$ в ряд в общем случае может потребовать большого числа членов.

Влияние ошибок измерений. Обычно входные и выходные переменные объекта, используемые для получения оценок его параметров, измеряются с погрешностями. Это приводит к дополнительным ошибкам при определении характеристик объектов. Схема измерений показана на рис. 2.2. Недоступная для измерения часть объекта обведена пунктиром.

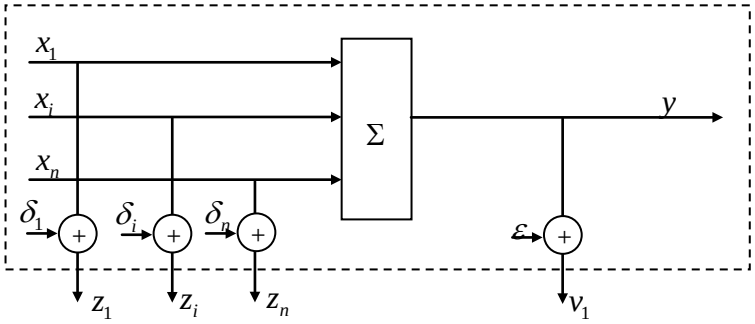

Рис. 2.2. Схема измерений при идентификации.

Ошибку измерения выхода $y(N)$ в N-м шаге обозначим через $\varepsilon(N)$, а через $\delta_i(N)$ – ошибку измерения x_i в N-м шаге. Таким образом, хотя в объект поступает x_i, фактически измеряется величина

$$z_i = x_i + \delta_i,$$

а вместо выхода объекта измеряется величина

$$\upsilon(N) = y(N) + \varepsilon(N).$$

Для простоты рассмотрим случай, когда только выход y или только входы x_i измеряются с ошибками. Начнем с самого простого случая.

Масштабы входных переменных. Исследуем теперь влияние на сходимость и скорость сходимости масштабов, с которыми входные данные поступают в вычислительную машину.

При отсутствии помех алгоритм (2.16), если входные переменные меняются, сходится независимо от того, какие масштабы выбраны по различным координатам. Сходимость сохраняется при умножении всех входных переменных на произвольные, но не равные нулю числа.

Следовательно, при отсутствии помех выбор масштабов для входных переменных не играет существенной роли, если отвлечься от вопросов технической реализации.

Чтобы качественно оценить влияние масштабов входных переменных на скорость сходимости, рассмотрим другой крайний случай, когда отношение сигнал/шум в одном из каналов равно нулю. Будем рассматривать схему, показанную на рис. 2.3. Предполагаем, как обычно, что объект описывается линейным уравнением (2.15).

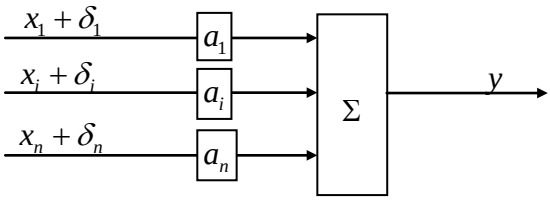

Рис. 2.3. Схема введения масштабов.

Исследуем следующую схему вычислений. Центрированные входные переменные $x_i(N)$ поступают в объект. Эти же переменные с добавленными к ним ошибками измерения $\delta_i(N)$ умножаются в каждом канале на соответствующий множитель a_i и вводятся в модель. Параметры модели с помощью адаптивного алгоритма (2.16) уточняются в каждом шаге. Задача исследования состоит в рациональном выборе весовых коэффициентов a_i. Здравый смысл подсказывает, что при наличии помех с большим весом следует брать те входные переменные, которые статистически сильнее связаны с выходом. Но дело в том, что сила этой связи обычно заранее не известна и для ее определения требуются дополнительные усилия (или дополнительное машинное время, или дополнительная аппаратура). Само собой разумеется, что на дополнительные затраты следует идти только в том случае, если они окупаются выигрышем в точности или скорости сходимости.

Покажем, что достаточно разумна стандартная нормировка входов к дисперсии (выбор коэффициентов a_i равными $1/\sigma_i$, где σ_i^2 – дисперсия

входной переменной по i-му каналу модели), если дисперсия измеряется. Такая нормировка проста, по не оптимальна. Покажем, что оптимальный выбор весовых коэффициентов a_i не дает большого выигрыша по сравнению с нормировкой входов к дисперсии.

Рассмотрим самый худший случай. Пусть все входные переменные нормированы к дисперсии, но переменные $x_1, x_2, ..., x_{n-1}$ измеряются без помех, а в n-м канале шум настолько высок, что переменная x_n оказывается не связанной с выходом, т.е. в уравнении объекта (2.15) коэффициент $h_n = 0$. Если бы мы знали это зара, то должны были бы просто отбросить эту переменную, т.е. взять в модели переменную x_n с весом $a_n = 0$.

Для простоты выкладок положим, что все входные переменные статистически независимы друг от друга, центрированы и нормированы, т.е. масштабные коэффициенты a_i выбраны так, что

$$M\{x_i\} = 0;$$

$$M\{x_i^2\} = 0;$$

$$M\{x_i x_j\} = 0 \ \ при \ \ i \neq j;$$

$$M\{x_i(N) x_i(N+j)\} = 0 \ \ при \ \ j \neq 0 \ (i = 1,2,...,n).$$

Тогда математическое ожидание ошибки после N шагов будет равно:

$$M\{\Theta^T(N)\Theta(N)\} = \left(1 - \frac{1}{n}\right)^N \sum_{i=1}^{n} \Theta_i^2(0) = M\left\{\sum_{i=1}^{n} \Theta_i^2(N)\right\}. \qquad (2.27)$$

(В n-м канале определяется нулевой коэффициент $h_n = 0$).

Эта формула дает нам возможность узнать, как будет уменьшаться ошибка при наличии одного канала с чистым шумом, т. е. когда

$$M\{y x_n\} = 0$$

при неправильном выборе масштабов (все $a \neq 0$).

Если бы мы заранее знали, что уровень помех в n-м канале очень высок и этот канал совсем не содержит информации о выходе, то следовало бы положить $a_n = 0$, и тогда бы скорость уменьшения ошибки увеличилась.

Максимальная скорость уменьшения ошибки определяется формулой

$$M\left\{\sum_{i=1}^{n}\Theta_i^2(N)\right\}=M\left\{\sum_{i=1}^{n-1}\Theta_i^2(N)\right\}=\left(1+\frac{1}{1-n}\right)^N\sum_{i=1}^{n-1}\Theta_i^2(0),$$

которая вычислена при тех же предположениях, что формула (2.27), но масштаб «зашумленного» входа выбран правильно.

В первом случае мы увеличили размерность объекта, добавив канал с нулевым коэффициентом усиления. Поскольку алгоритм (2.16) обладает абсолютной сходимостью, то в обоих случаях (при правильно и неправильно выбранных масштабах) коэффициенты стационарного объекта будут определены точно, но в первом случае несколько быстрее. Неправильный выбор масштабов сильнее сказывается на скорости сходимости для объектов невысокой размерности. Поэтому можно рекомендовать нормировать входные данные к дисперсии для объектов, размерность которых больше 4–5.

2.5. Итерационные алгоритмы вычисления среднего и дисперсии

Уже на примере определения средних по времени видны преимущества итерационных одношаговых алгоритмов.

Действительно, для вычисления по формулам

$$X(N)=\frac{1}{N}\sum_{i=j}^{j+N}x(i)$$

требуется большой объем памяти, а именно N ячеек, так как необходимо помнить все N значений входных величин. Кроме того, по этой формуле все измерения – и те, которые были произведены давно и те, которые совсем недавно, – берутся с одинаковым весом $1/N$. Память обрывается скачком, т.е. все, что было более N тактов назад, забывается абсолютно, т.е. берегся с нулевым весом. Здравый смысл подсказывает, что последним измерениям следует доверять больше, особенно, если заранее известно, что объект нестационарен. Разумно поэтому использовать алгоритмы, измерения в которых учитываются с тем большим весом, чем позже они были

произведены.

Рассмотрим один из самых простых алгоритмов вычисления среднего. Уточнение опенок производится по формуле

$$\overline{X}(N) = (1-\alpha)\overline{X}(N-1) + \alpha x(N), \qquad (2.28)$$

где $\overline{X}(N)$ – оценка среднего значения случайной величины X к N-му такту; $x(N)$ – измеренное в N-м такте значение X; а – постоянный коэффициент, удовлетворяющий условию $0 < \alpha < 2$. Этот коэффициент определяет устойчивость алгоритма. Блок-схема вычислений по формуле (2.28) показана на рис. 2.4.

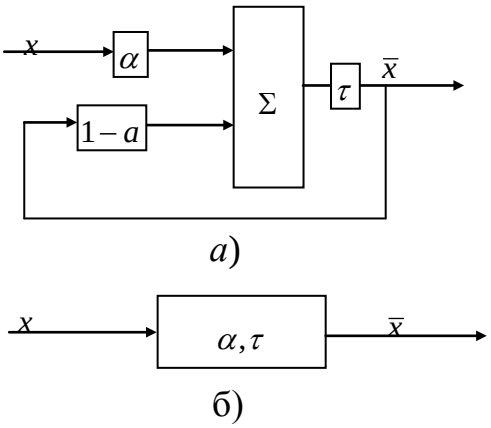

Рис. 2.4. Блок-схема алгоритма итерационного усреднения.

а – полная схема; б – сокращенное обозначение.

Формула уточнения (2.28) представляет собой разностное уравнение первого порядка. Его можно решить. Полная формула, соответствующая решению разностного уравнения (2.28), будет иметь такой вид:

$$\overline{X}(N) = \alpha \sum_{j=1}^{N} (1-\alpha)^{N-j} x(j) \qquad (2.29)$$

или в эквивалентной записи

$$\overline{X}(N) = \alpha \sum_{j=0}^{N-1} (1-\alpha)^{j} x(N-j).$$

Справа в этих формулах стоит свертка входного сигнала $x(j)$ и весовой функции $h(j) = (1-\alpha)^j$. Такая весовая функция соответствует инерционному звену первого порядка. В приведенных формулах при суммировании

значения случайных величин X берутся с весами, убывающими по геометрической прогрессии в прошлое, как это хорошо видно на рис. 2.5.

Легко показать, что для стационарных и эргодических процессов математическое ожидание оценки среднего значения X, вычисленного по формуле (2.29), совпадает при больших N с математическим ожиданием X.

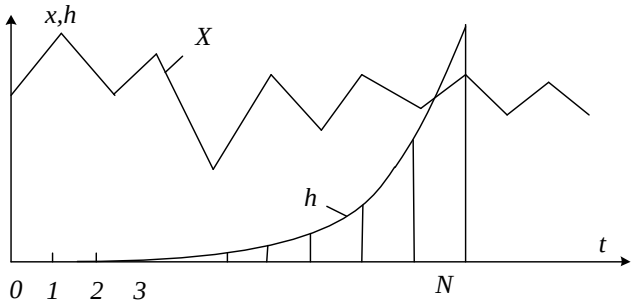

Рис. 2.5. Весовая функция усреднителя.

Действительно, возьмем математические ожидания от обеих частей формулы (2.29):

$$M\{\overline{X}(N)\} = \alpha \sum_{j=1}^{N} (1-\alpha)^{N-j} M\{x(j)\}.$$

В силу стационарности X все $M\{x(j)\}$ для всех j равны между собой. Поэтому множитель $M\{x(j)\}$ можно вынести за знак суммы и написать, что

$$M\{\overline{X}(N)\} = \alpha M\{x\} \sum_{j=1}^{N} (1-\alpha)^{N-j} .$$

Вычислив сумму, получим:

$$M\{\overline{X}(N)\} = M\{x\}(1-(1-\alpha)^{N}) . \qquad (2.30)$$

В пределе при больших N отсюда следует, что

$$\lim_{N\to\infty} M\{\overline{X}(N)\} = M\{x\},$$

что и доказывает наше утверждение.

Как видно из формулы (2.30), при конечных N оценки среднего, получаемые по итерационной формуле (2.29), слегка занижены. Вычислим, например, на каком шаге смещение станет меньше одного процента. Для этого должно быть соблюдено условие

$$1-(1-\alpha)^{N} \geq 0{,}99$$

или

$$(1-\alpha)^N \le 0{,}01.$$

Отсюда следует, что для получения смещения меньше одного процента необходимо сделать

$$N > 2/\alpha \tag{2.31}$$

итераций при небольших α.

<u>Итерационное вычисление дисперсии.</u> Аналогичную процедуру можно использовать для вычисления и более высоких моментов случайных процессов. Рассмотрим, например, как с помощью итерационной процедуры можно реализовать вычисление дисперсии.

Дисперсию будем вычислять по известной формуле

$$D\{X\} = \overline{X^2} - (\overline{X})^2,$$

где $\overline{X^2}$ – среднеквадратическое значение случайной величины X; $\overline{X}$ – среднее значение X.

Чтобы получать оценку дисперсии по конечной реализации, будем на каждом шаге подставлять в эту формулу вместо $\overline{X}^2$ и $\overline{X}$ их оценки, полученные с помощью итерационных процедур типа (2.28). Для оценки дисперсии после N тактов получим следующую формулу:

$$D^*\{x(N)\} = \overline{x^2(N)} - [\overline{x(N)}]^2.$$

Здесь оценки $\overline{x^2(N)}$ и $\overline{x(N)}$ вычисляются по итерационным формулам, аналогичным формуле (2.28):

$$\left.\begin{aligned} \overline{x^2(N)} &= (1-\alpha)\overline{x^2}(N-1) + \alpha x^2(N); \\ \overline{x(N)} &= (1-\alpha)\overline{x}(N-1) + \alpha x(N). \end{aligned}\right\} \tag{2.32}$$

Блок-схема вычислений показана на рис. 2.6.

Постоянная времени такой системы получения оценки дисперсии, если считать операции умножения и вычитания безынерционными, будет определяться алгоритмами сглаживания или, что одно и то же, весовыми функциями:

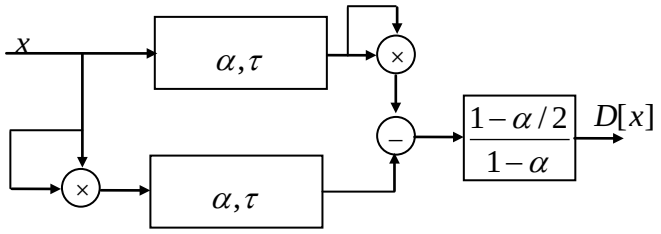

Рис. 2.6. Блок-схема вычисления оценки дисперсии.

Поскольку, как мы показали выше, для стационарных и эргодических процессов математические ожидания итерационных оценок сходятся (при больших N) к математическим ожиданиям самих случайных величин, то описанная процедура в конце концов должна приводить к решению. Если же N конечно, то оценка дисперсии будет смещена. Рассмотрим этот вопрос более подробно.

Возводя в квадрат обе части формулы (2.28), получим:

$$[\overline{x}(N)]^2 = \alpha^2 \sum_{j,i=1}^{N,N} (1-\alpha)^{2N-i-j} x(i)x(j)\,. \qquad (2.33)$$

Используя формулы (2.32) и (2.33) для оценки дисперсии в N-м шаге, можно написать:

$$D^*\{x(N)\} = \alpha \sum_{j=1}^{N} (1-\alpha)^{N-j} x^2(j) - \alpha^2 \sum_{j,i=1}^{N,N} (1-\alpha)^{2N-i-j} x(i)x(j)\,.$$

Обозначим, как обычно,

$$x(j) = m + \Delta(j)\,,$$

где m – математическое ожидание x; Δ – центрированная случайная величина с дисперсией σ^2. Предположим, кроме того, что процесс δ коррелирован, т.е.

$$M\{(i)x(j)\} = m^2 \quad при \quad i \neq 1;$$
$$M\{x(i)x(i)\} = m^2 + \sigma^2.$$

Учитывая новые обозначения, перепишем выражение для оценки дисперсии

$$D^*\{x(N)\} = \alpha \sum_{j=1}^{N} (1-\alpha)^{N-j} x^2(j) - \alpha \sum_{i,j=1}^{N,N} (\Delta(i)\Delta(j) + m(\Delta(i)+\Delta(j)) + m^2)(1-\alpha)^{2N-j-i}\,.$$

Применяя к обеим частям этого равенства операцию математического ожидания, получаем:

$$M\{D*\{x(N)\}\}=\alpha(m^2+\sigma^2)\sum_{j=1}^{N}(1-\alpha)^{N-j}-\alpha^2\sigma^2\sum_{j=1}^{N}(1-\alpha)^{2(N-j)}-\alpha^2m^2\left[\sum_{j=1}^{N}(1-\alpha)^{N-j}\right]^2.$$

При больших N формула существенно упростится. В пределе при $N\to\infty$ получим:

$$\lim_{N\to\infty}M\{D*\{x(N)\}\}=\frac{1-\alpha}{1-\dfrac{\alpha}{2}}\sigma^2.$$

Из этой формулы видно, что установившаяся оценка получается слегка смещенной (заниженной при положительном α). Для устранения этого смещения следует умножать текущий результат на коэффициент

$$\beta=\frac{1-\alpha/2}{1-\alpha}.$$

При малом α, что обычно всегда и бывает,

$$\beta=1+\frac{\alpha}{2}.$$

Обсудим полученные результаты. Мы видели, что оценку дисперсии процесса можно получить с помощью итерационной процедуры. Удается даже получить несмещенную оценку дисперсии. Переходный процесс в системе получения оценки дисперсии определяется параметром α. Чем меньше α, тем выше точность установившейся оценки дисперсии. Это следует из того, что уменьшение α вызывает увеличение интервала, на котором происходит эффективное сглаживание. Средняя длина интервала усреднения пропорциональна $1/\alpha$. Учитывая это, можно вычислить точность оценки дисперсии стационарного (или хотя бы стационарного на интервале $1/\alpha$) процесса, которая будет пропорциональна величине $\sigma\sqrt{\alpha}$. Поэтому при получении оценок стационарных процессов следует уменьшать α. Величина α должна быть сравнима со спектром изменения параметров нестационарного процесса. Чем больше α, тем быстрее исчезает зависимость оценки дисперсии от m и тем быстрее устанавливается конечное значение

оценки дисперсии.

2.6. Многошаговые рекуррентно–итерационные алгоритмы идентификации

Для уточнения оценок можно использовать не только результаты одного эксперимента, как это делается в одношаговых алгоритмах, но и результаты нескольких опытов. Можно ожидать, что дополнительная информация, содержащаяся в этих опытах, приведет к увеличению скорости сходимости. Но, с другой стороны, многошаговые алгоритмы и сложнее, требуют большего количества вычислений и большей памяти. Эталоном максимальной сложности может служить метод наименьших квадратов, количество умножений в котором пропорционально кубу размерности объекта и не зависит от интервала усреднения, если он больше размерности. Мы начнем с рассмотрения этого алгоритма.

<u>Алгоритм текущего среднего.</u> В соответствии с этим алгоритмом по измеренным на текущем интервале времени значениям входов и выходов объекта строятся методом наименьших квадратов оценки его параметров.

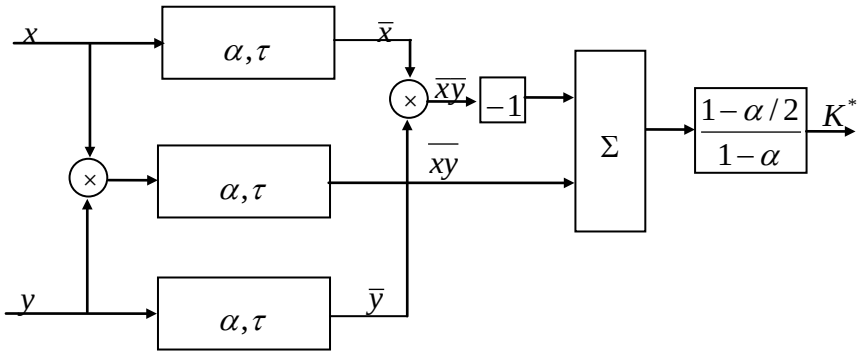

Рис. 2.7. Блок-схема вычисления оценки коэффициента корреляции.

Чтобы такой алгоритм имел смысл, необходимо, чтобы число измерений на интервале наблюдения было больше числа входов (или порядка) объекта и эти измерения были линейно-независимыми. Оценки, полученные таким образом, являются оптимальными для каждого интервала наблюдения в

смысле минимума средней на данном интервале ошибки предсказания. Условие, из которого получаются оценки коэффициентов, можно записать так:

$$\overline{\Delta y^2} = \frac{1}{T}\int_{t-T}^{t}\left[y(\tau) - \sum_{i}^{m} k_i x_i(\tau)\right]^2 d\tau \to \min,$$

где $\overline{\Delta y^2}$ — среднеквадратическая ошибка предсказания выхода объекта на интервале $(t-T, t)$ по данной модели.

Для дискретного времени то же самое условие запишется так:

$$\left(\overline{\Delta y^2}\right)_N = \frac{1}{s}\sum_{j=N-s}^{N}\left[y(j) - \sum_{i}^{m} k_i x_i(j)\right]^2 \to \min,$$

Для того, чтобы найти коэффициенты k_i, обращающие в минимум дисперсию ошибки предсказания, приравняем нулю все n производных:

$$\frac{\partial\overline{\Delta y^2}}{\partial k_i} = -\frac{2}{s}\sum_{j=0}^{s}\left[y(N-j) - \sum_{i=1}^{n} k_i x_i(N-j)\right]x_i(N-j), \quad (i = 1,2,...,n). \tag{2.34}$$

Для упрощения записи введем обозначения:

$$\frac{1}{s}\sum_{j=0}^{s} y(N-j)x_i(N-j) = K_i, \quad (i = 1,2,...n); \tag{2.35}$$

$$\frac{1}{s}\sum_{j=0}^{s} x_i(N-j)x_l(N-j) = K_{il}, \quad (i,l = 1,2,...n). \tag{2.36}$$

Назовем K_i коэффициентом ковариации выхода с i-м входом, а K_{il} – коэффициентом ковариации между i-м и l-м входами: Опуская несущественный множитель $2/s$, перепишем систему (2.34) в новых обозначениях:

$$\sum_{i=1}^{n} K_{il} k_i = K_l, \quad (l = 1,2,...,n). \tag{2.37}$$

В матричном виде запись будет еще проще:

$$Ak = K, \tag{2.38}$$

здесь

$$A = \begin{Vmatrix} K_{11} & K_{12} & \dots & K_{1n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ K_{n1} & K_{n2} & \dots & K_{nn} \end{Vmatrix},$$

а K вектор-столбец ковариаций выхода со входами. При транспонировании получаем вектор-строку:

$$K^T = \begin{Vmatrix} K_1 & K_2 & \dots & K_n \end{Vmatrix}.$$

Решение системы (2.37) относительно коэффициентов K_i имеет вид:

$$k_i = \frac{|A_i|}{|A|}, \qquad (i = 1,2,...,n). \tag{2.39}$$

Входящая в эту формулу матрица A_i отличается от матрицы A тем, что в ней i-й столбец заменен вектор- столбцом K.

Таким образом, процедура построения оценок параметров объекта по методу текущих наименьших квадратов состоит в следующем. На каждом шаге по формулам (2.35) и (2.36) строятся новые оценки коэффициентов ковариации на данном интервале. Для этого необходимо забыть данные со значком $(N - s)$ и добавить данные с номером $(N + 1)$. Используя матрицу этих коэффициентов ковариации по формуле (2.39), опять же на каждом шаге производят новое вычисление оценок параметров объекта *k*.

Поскольку количество экспериментальных данных, используемых для построения текущих оценок, не изменяется, то при таком аглоритме уточнения доверительные интервалы для оценок вычисляются, как для метода наименьших квадратов с числом степеней свободы $(s - n)$.

Если объект без помех, а такие объекты, к сожалению, встречаются очень редко, то алгоритм на *n*-м такте дает точное решение. При этом необходимо только, чтобы по крайней мере *n* входных векторов были линейно-независимы. Ортогональности их не требуется.

Если же входные и выходные переменные измеряются с ошибками, то задача оценки параметров резко усложняется. Повышаются требования к ортогональности исходных данных, так как если направления входных

векторов $(x_1, x_2, ..., x_n)$ в разных опытах слабо отличаются друг от друга, т.е. скалярное произведение $x^T(j)x(l)$ близко к нулю, то матрицы в формуле (2.38) тоже будут близки к нулю и при делении возникнет неопределенность типа $0/0$. Помехи легко нарушают равновесие и ошибка определения оценок получается очень большой. Особенно сильно влияние помех при определении характеристик динамических объектов, так как часто при этом автокорреляционная функция входной переменной не является δ-функцией и соседние векторы входных воздействий оказываются расположенными под небольшими углами.

Вопросы реализации. Обратимся теперь к проблемам, которые возникают при реализации алгоритма на универсальных ЦВМ. Основной интерес для нас представит необходимый объем оперативной памяти и количество вычислений. Как правило, умножение по сравнению со сложением для цифровой машины операция более сложная, требующая на порядок больше времени, поэтому мы будем учитывать только количество умножений.

Пусть объект имеет n входов и один выход, а данные запоминаются на интервале s тактов $(s > n)$. Тогда для составления корреляционной матрицы, учитывая ее симметричность, необходимо вычислить $(n+1)n/2$ коэффициентов парной корреляции. Для этого на каждом шаге необходимо произвести по крайней мере $n(n+1)/2$ умножений. В оперативной памяти нужно помнить $(n+1)s$ чисел (входные и выходные данные за s тактов) и $n(n+1)/2$ коэффициентов корреляции. Для вычисления коэффициентов регрессии по заданной корреляционной матрице, необходимо произвести $(n^3+2n-3)/3$ умножений, $n(n-1)/2$ делений, $(2n^3+n+3)/6$ сложений.

Общее количество умножений и делений пропорционально n^3, т.е. быстро возрастает с увеличением размерности задачи. Если время операции умножения равно τ, то вычисления, необходимые для уточнения модели на каждом шаге, займут по крайней мере

$$T = \frac{n^3}{3}\tau \,. \qquad (2.40)$$

Таким образом, если интервал между моментами съема данных с объекта меньше *T*, то быстродействие алгоритма, будет сдерживаться уже быстродействием цифровой вычислительной машины. Если объект имеет *n* входов, то тактовую частоту съема данных не имеет смысла делать больше величины

$$\omega = \frac{3}{n^3\tau} \,.$$

Оказывается, что влияние размерности еще более сильное, Поскольку в методе скользящего среднего входные переменные (точнее, их парные произведения) суммируются на интервале в *s* тактов, то общая полоса пропускания системы определения характеристик будет еще меньше. А именно, постоянная времени системы определения характеристик будет равна:

$$T = \frac{n^3 s}{3}\tau \,.$$

Чтобы система уравнений относительно неизвестных параметров системы (объекта) имела решение, необходимо соблюдать условие $s > n$. Поэтому предыдущее равенство может быть заменено следующим:

$$T \geq \frac{n^4\tau}{3} \,, \qquad (2.41)$$

т.е. постоянная времени системы уточнения характеристик зависит от четвертой степени числа входов (или, что одно и то лее, от размерности объекта).

Это означает, что система определения характеристик будет успевать следить за изменяющимися параметрами многомерного объекта, только если эти параметры изменяются достаточно медленно.

Особенно остро вопрос о количестве вычислений стоит при построении моделей экономических систем. Число входных переменных при управлении заводом средних размеров может достигать нескольких тысяч.

Не помогает даже то, что в таких системах имеется возможность использовать более мощные и быстродействующие вычислительные машины. Например, если на объекте измеряется две тысячи переменных и для обработки результатов измерений используется машина с быстродействием в миллион умножений в секунду, то в этом случае уточнение модели будет занимать больше месяца.

Итерационное вычисление оценок коэффициентов корреляции, средних и дисперсий по формулам типа (2.28) позволяет реализовать алгоритм определения характеристик, близкий к алгоритму текущих наименьших квадратов.

Для этого необходимо при определений оценок параметров объекта по формуле (2.39) в матрицы A и A_i, используемые в ней, подставить не стандартные оценки коэффициентов корреляции, а оценки, получаемые по формулам типа (2.28). Как мы показали (во всяком случае для стационарного объекта), при больших N математические ожидания оценок коэффициентов корреляции совпадают с коэффициентами корреляции, и естественно ожидать, что совпадут и оценки параметров объекта, хотя на конечном интервале интерационная оценка не даст минимума среднего квадрата ошибки предсказания.

Использование итерационных оценок коэффициентов корреляции позволяет сократить оперативную память до $n(n+1)/2$ 2 ячеек. Память теперь потребуется только для запоминания предыдущих оценок коэффициентов корреляции и соответственно постоянная времени алгоритма будет определяться скоростью решения системы линейных алгебраических уравнений и может быть определена по формуле (2.40), а не (2.41), как для метода текущих наименьших квадратов.

Но на начальном участке (когда число опытов N меньше размерности объекта n) оценки не могут быть получены, так как соответствующие корреляционные матрицы будут вырожденными. От вырождения не спасает

и замена в них простых оценок коэффициентов корреляции их итерационными оценками. Это легко показать, но мы не будем на этом останавливаться, так как это требует довольно громоздких выкладок.

Рассмотренный алгоритм имеет несколько существенных недостатков, которые наиболее сильно сказываются при определении характеристик нестационарных объектов. Перечислим некоторые из них.

1. В каждом шаге требуется большое количество вычислений. Только число умножений пропорционально кубу входов. Это не позволяет использовать эти алгоритмы для построения математических моделей многомерных объектов. Не спасает даже итерационное вычисление корреляционных матриц. Оно только слегка уменьшает требуемый объем оперативной памяти вычислительной машины.

2. Описанные алгоритмы не позволяют учитывать начальные условия. Иногда бывают известны предварительные оценки параметров объекта и их, естественно, желательно использовать. Эти алгоритмы не позволяют этого сделать.

3. По приведенным выше алгоритмам можно начать уточнение оценки параметров n-мерного объекта не раньше, чем будет произведено n линейно-независимых экспериментов. Но оказывается, что полученную вначале информацию об объекте (недостаточную еще для получения оценок по методу наименьших квадратов) можно использовать для сужения области возможных оценок.

К алгоритмам, не имеющим перечисленных здесь недостатков, мы перейдем в следующем параграфе.

2.7. Базовый рекуррентно–итерационный алгоритм идентификации

Глубина памяти алгоритмов, которые будут рассмотрены ниже, может быть меньше размерности объекта. Это позволит уменьшить требования к

оперативной памяти машины, уменьшить количество вычислений в каждом такте и даст еще массу преимуществ.

Будем предполагать, как обычно, что объект описывается уравнением

$$y(N)=\sum_{i=1}^{n} h_i x_i(N) h^T x(N)$$

и будем искать модель этого объекта в виде

$$y^*(N)=\sum_{i=1}^{n} k_i(N-1) x_i(N)=k^T(N-1)x(N)$$

В этом выражении $y^*(N)$ – оценка выхода объекта в N-м такте по результатам измерения входных переменных $x(N)$ в этом же такте. Для вычисления этой оценки мы можем использовать только предыдущие оценки $k(N-1)$ соответствующих коэффициентов объекта h. Для получения оценок параметров $k(N)$ потребовалось бы со значением выхода объекта $y(N)$ произвести некоторые вычисления. Если вычисления запаздывают (а это всегда так), то принципиально для получения оценки выхода объекта в момент времени N можно пользоваться только значениями коэффициентов модели, которые были получены, по крайней мере, на такт раньше.

Для корреляционной матрицы, полученной в результате одного N-то эксперимента, введем обозначение

$$a(N)=x(N)x^T(N)=\begin{Vmatrix} x_1^2(N) & x_1(N)x_2(N) & \dots & x_1(N)x_n(N) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_n(N)x_1(N) & x_n(N)x_2(N) & \dots & x_n^2(N) \end{Vmatrix}.$$

Определитель этой матрицы равен нулю, так как после вынесения общих для каждого столбца и каждой строки элементов он будет состоять из одних единиц.

Обозначим через $a_i(N)$ матрицу, отличающуюся от матрицы $a(N)$ тем, что i-й столбец в ней заменен столбцом, соответствующим следующей транспонированной строке:

$$b^T(N)=\begin{Vmatrix} x_1(N)y(N) & x_2(N)y(N) & \dots & x_n(N)y(N) \end{Vmatrix}.$$

В этих обозначениях формула уточнения коэффициентов по методу

текущих наименьших квадратов будет иметь вид:

$$k_i(N) = \frac{\left|\sum_{j=N-s}^{N} a_i(j)\right|}{\left|\sum_{j=N-s}^{N} a(j)\right|}, \qquad (i = 1,2,...,n).$$

Очевидно, что этой формулой можно пользоваться только при $s > n$. В противном случае определители в числителе и знаменателе будут равны нулю, а их отношение не будет определено.

Приведем алгоритм, позволяющий уточнять оценки параметров объекта в том случае, когда число экспериментов меньше размерности объекта. При таком алгоритме оценки параметров в каждом такте уточняются по формуле

$$k_i(N) = \frac{\left|(1-\alpha)E_i + \alpha \sum_{j=N-s}^{N} a_i(j)\right|}{\left|(1-\alpha)E_i + \alpha \sum_{j=N-s}^{N} a(j)\right|}, \qquad (i = 1,2,...,n), \tag{2.42}$$

где E – единичная матрица; E_i – матрица, которая получается из единичной заменой в ней i-го столбца столбцом $k^T(N-1)$ с элементами

$$k_1(N-1),\ \ k_2(N-1),...,k_n(N-1). \tag{2.43}$$

Этот столбец представляет собой вектор предыдущих оценок параметров объекта. Значения коэффициента а, входящего в формулу (2.42), лежат в интервале

$$0 \le \alpha \le 1. \tag{2.44}$$

Рассмотрим некоторые свойства оценок, получаемых с помощью алгоритма (2.42). Начнем с влияния а.

При α, равном единице, влияние матриц E и E, будет полностью исключено (они будут взяты с нулевыми весами), и мы получим метод текущих наименьших квадратов (при $s > n$). Если при этом еще положить нижний предел в суммах равным нулю, то получим просто метод наименьших квадратов.

Другой крайний случай получим при α, равном нулю. В этом случае новые оценки $k(N)$ всегда будут равны начальным оценкам $k(0)$.

При значениях α, лежащих в интервале от нуля до единицы, будут получаться промежуточные алгоритмы. Глубина памяти алгоритма определяется также величиной s. Самый простой алгоритм получается при $s=1$. В этом случае алгоритм имеет память в один шаг. Будем называть алгоритм, имеющий память в s тактов, s-шаговым алгоритмом. В s-шаговом алгоритме информация, полученная в последних тактах, используется полностью, а полученная в предыдущих опытах, – усреднение.

Увеличение глубины памяти алгоритма увеличивает не только необходимый объем оперативной памяти вычислительной машины, но и требует большего количества вычислений на каждом такте.

При больших s алгоритм (2.42) переходит в метод наименьших текущих квадратов даже при α, не равном единице, так как при этом определители в числителе и знаменателе (2.42) переходят в соответствующие определители формулы (2.39). Например, определитель в знаменателе формулы (2.42)

$$|B| = \begin{vmatrix} (1-\alpha)+\alpha\Sigma x_i^2(j) & \alpha\Sigma x_1(j)x_2(j) & \dots & \alpha\Sigma x_1(j)x_n(j) \\ \alpha\Sigma x_2(j)x_1(j) & (1-\alpha)+\alpha\Sigma x_2^2(j) & \dots & \alpha\Sigma x_2(j)x_n(j) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \alpha\Sigma x_n(j)x_1(j) & \alpha\Sigma x_n(j)x_2(j) & \dots & (1-\alpha)+\alpha\Sigma x_n^2(j) \end{vmatrix}.$$

Здесь все суммы берутся от $(N-s+1)$ до N по j – Если из всех строк этого определителя вынести коэффициент α, то он будет отличаться от определителя в формуле (2.42) только постоянным множителем α^n, который, очевидно, не влияет на оценки, и диагональными элементами. В нашем случае эти элементы равны:

$$b_{il} = \frac{1-\alpha}{\alpha} + \alpha \sum_{j=N-s+1}^{N} x_i^2(j),$$

а диагональные элементы в знаменателе формулы (2.42) отличаются от них членом $(1-\alpha)/\alpha$. Очевидно, что при достаточно большом s этим членом

можно пренебречь по сравнению со всей суммой, а так как аналогичные соотношения имеют место и для матриц числителей, то оценки, получаемые по формулам (2.42) и (2.39), совпадут.

2.8. Программное обеспечение рекуррентно–итерационного алгоритма идентификации

Программное обеспечение рекуррентно–итерационного алгоритма идентификации составлено на базе расширенного метода наименьших квадратов (РМНК). Проведем идентификацию РМНК объекта с передаточной функцией

$$W(p) = \frac{2{,}5}{(p+0{,}1)(p^2+6p+25)}.$$

Идентификация проводилась программой, приведенной ниже:

```
k=2.5; p1=-.1; p2=-3+4*i; p3=-3-4*i;
p=[p1 p2 p3];
wo=zpk([],p,k);
tm=5000;
dt=.2;
t=0:dt:tm;
n=length(t);
u=100*randn(n,1);
y=lsim(wo,u,t);
subplot(2,1,1),grid
 plot(t,u), grid
title ('Входной сигнал')
subplot(2,1,2),grid
 plot(t,y),grid
title ('Выходной сигнал')
pause
subplot(1,1,1)
my=mean(y);mu=mean(u);
yc=y-my;
uc=u-mu;
m=3;% Задание размерности АРСС - модели
% Задание начальных условий в РМНК
P=1000*eye(2*m,2*m);
```

```
Q=zeros(2*m,1);
F=Q;
% Метод РМНК
for i=1:n-m
   F=[-yc(i+m-1:-1:i);
   uc(i+m-1:-1:i)];
   ch=P*F;
   zn=1+F'*P*F;
   gm=ch/zn;
   P=(eye(2*m)-gm*F')*P;
   Q=Q+gm*(yc(m+i)-F'*Q);
   kf(i,1:2*m)=Q'; % Коэффициенты АРСС - модели
   Tp(i)=F'*Q;
end;
% Ошибка идентификации и ее характеристики
e=yc(m+1:end)-Tp';
de=std(e);
plot(t(1:n-m),kf),grid
pause
sr=[yc(m+1:end),Tp'];
plot(sr),grid
pause
plot (e),grid
% Вычисление передаточной функции объекта и его характеристик
nun=kf(end,m+1:end);
den=[1 kf(end,1:m)];
wod=tf(nun,den,dt) % Вычисление дискретной передаточной функции объекта
won=d2c(wod) % Вычисление передаточной функции объекта
sm=ss(won)% Модель объекта в пространстве состояний
impulse(won,wo),grid % Функция веса
pause
step(won,wo),grid % Переходная характеристика
pause
bode(won,wo),grid % ЛАЧХ И ФЧХ
pause
nyquist(won,wo),grid % АФЧХ
pause
wonz=zpk(won)
[z,p,k]=zpkdata(won,'v') % Нули, полюса и коэффициент передачи объекта
```

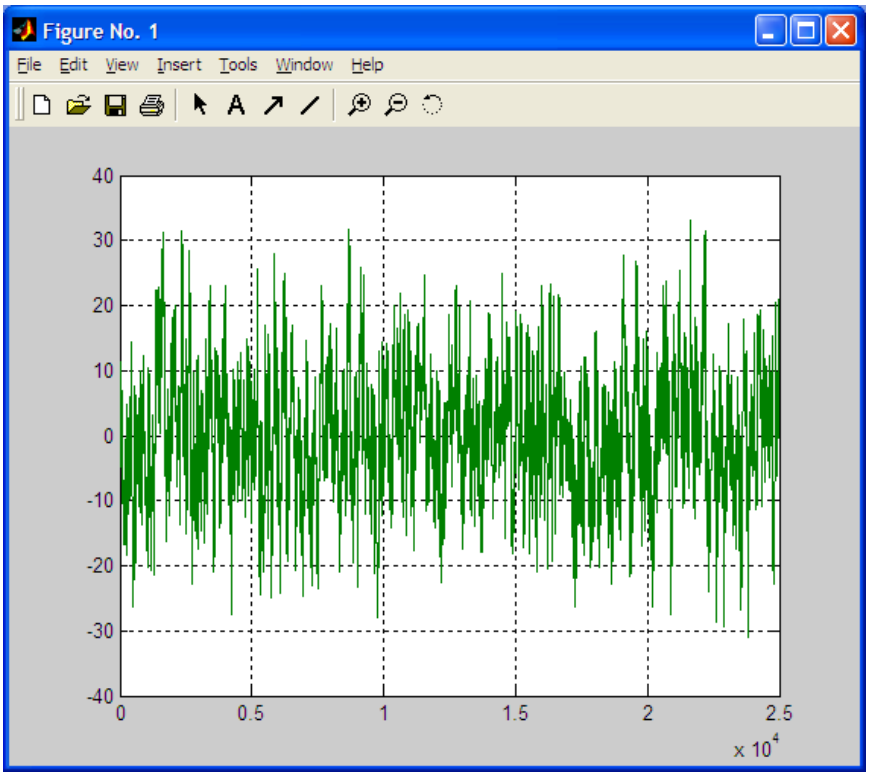

Рис. 2.7. Входной сигнал

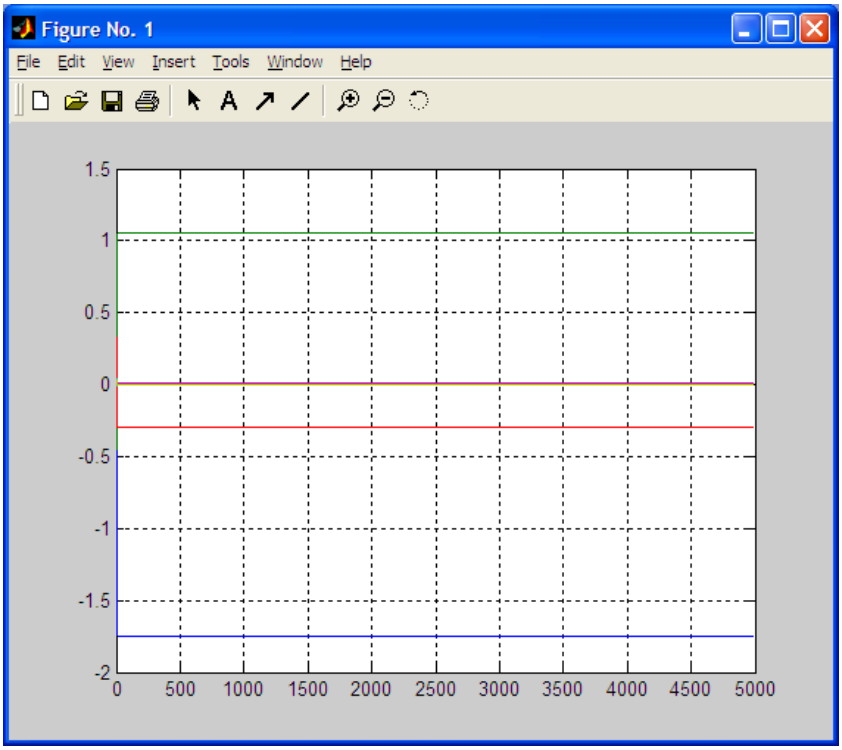

Рис. 2.8. Изменение коэффициентов модели

```
Transfer function:
0.002408 z^2 + 0.006915 z + 0.0013
-----------------------------------
z^3 - 1.745 z^2 + 1.051 z - 0.2952

Sampling time: 0.2

Transfer function:
4.336e-008 s^2 - 7.252e-007 s + 2.5
-----------------------------------
  s^3 + 6.1 s^2 + 25.6 s + 2.5


a =
            x1       x2       x3
  x1      -6.1     -3.2  -0.03906
  x2         8        0        0
  x3         0        8        0


b =
       u1
  x1  0.25
  x2     0
  x3     0


c =
              x1           x2           x3
  y1   1.734e-007  -3.626e-007       0.1563


d =
      u1
  y1   0

Continuous-time model.
```

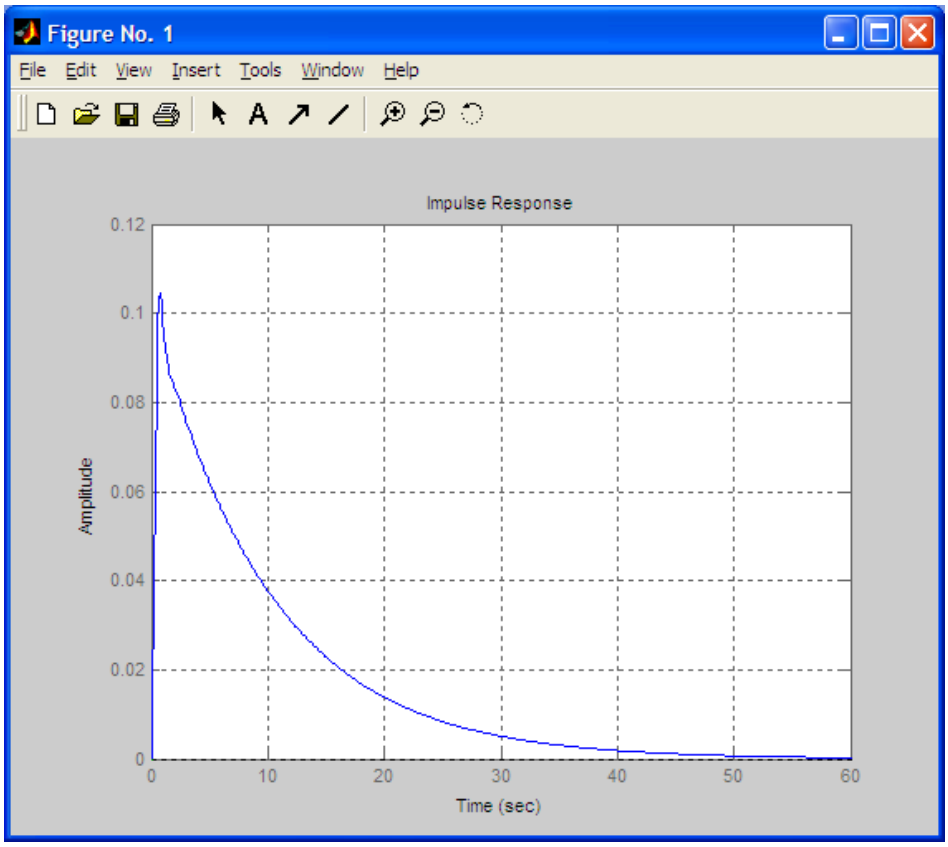

Рис. 2.9. Весовые характеристики объекта и модели

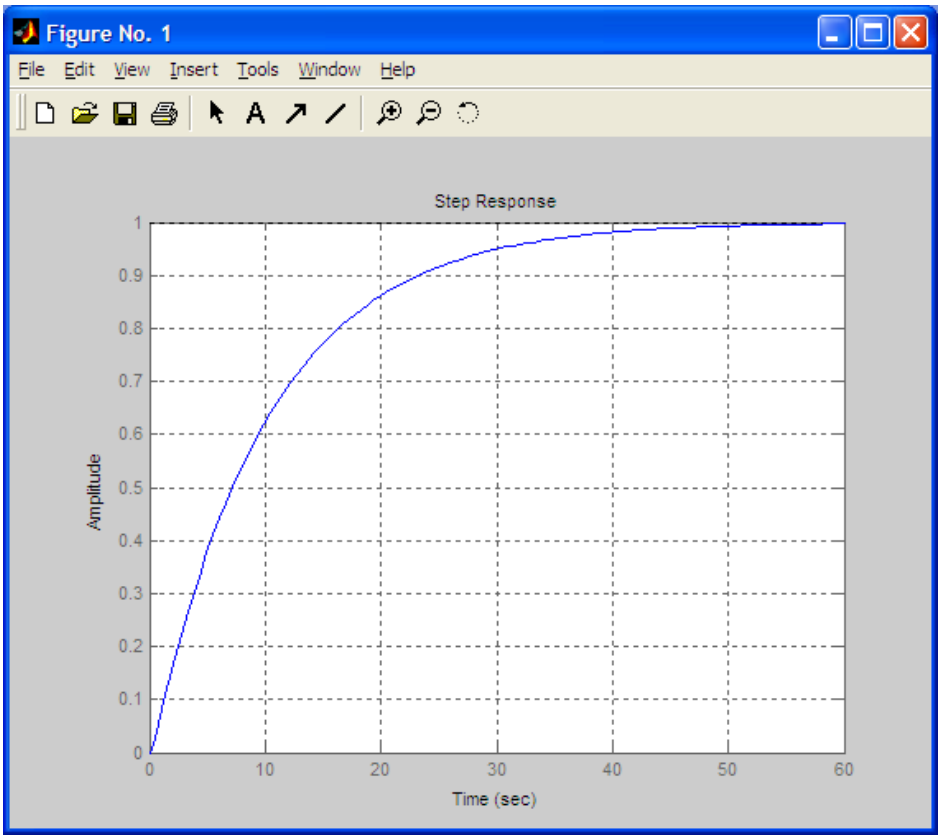

Рис. 2.10. Переходные характеристики объекта и модели

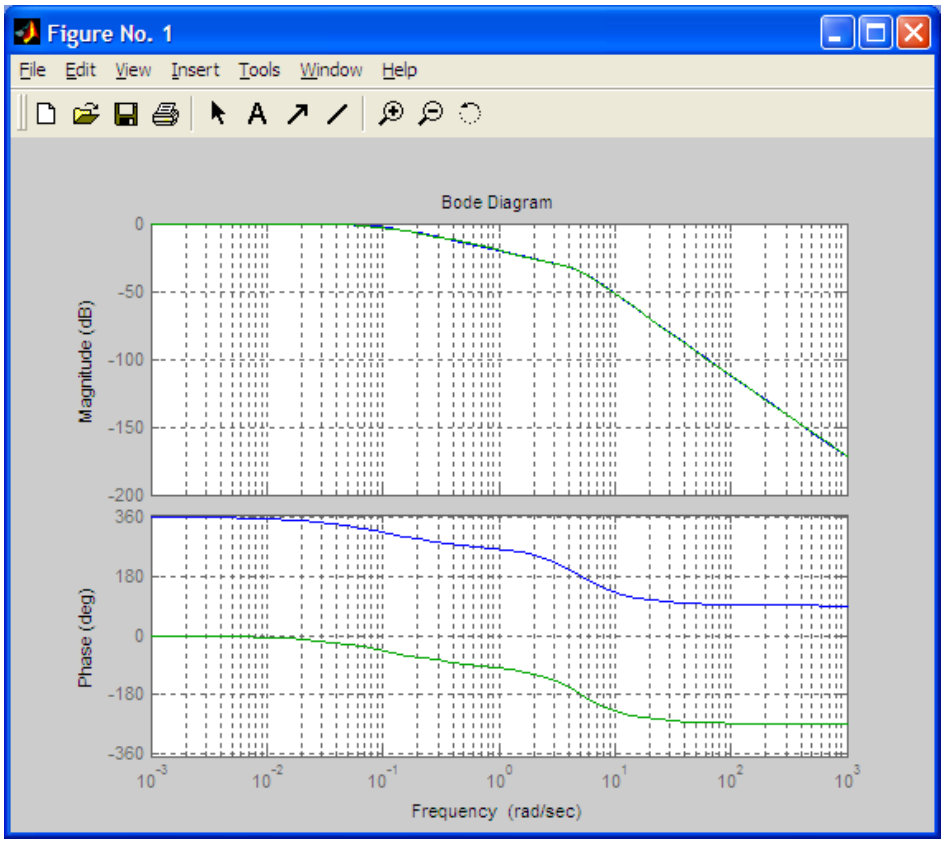

Рис. 2.11. ЛАЧХ и ЛФЧХ объекта и модели

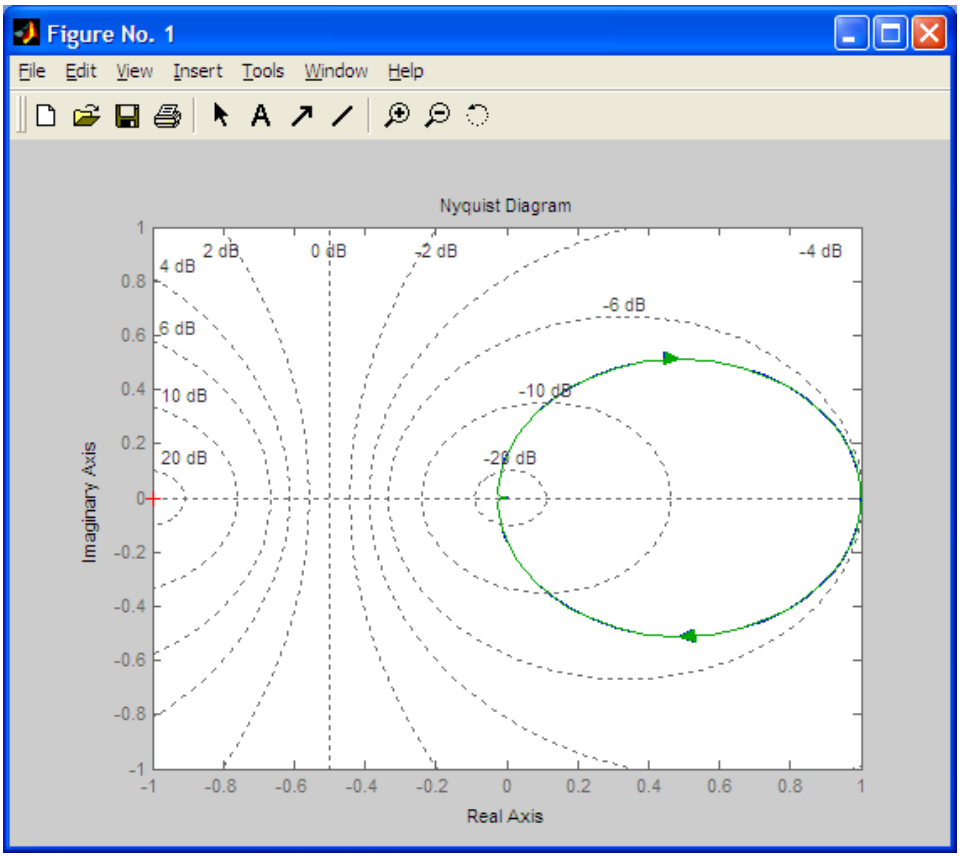

Рис. 2.12. Годограф Найквиста

```
Zero/pole/gain:
4.3356e-008 (s^2  - 16.73s + 5.766e007)
----------------------------------------
      (s+0.1) (s^2  + 6s + 25)

z =
  1.0e+003 *
   0.0084 + 7.5936i
   0.0084 - 7.5936i
p =
  -3.0000 + 4.0000i
  -3.0000 - 4.0000i
  -0.1000


k =
  4.3356e-008
```

ГЛАВА III. БЕЗОПАСНОСТЬ ЖИЗНЕДЕЯТЕЛЬНОСТИ

В данном разделе выпускной работы рассматриваются вопросы безопасной жизнедеятельности человека, которых необходимо решать на всех стадиях жизненного цикла.

БЖД - это область знаний, изучающая опасности, угрожающие человеку в среде обитания (природной, производственной, бытовой), и способы защиты от них. В основу теории безопасности человека положена концепция деятельности, одним из наиболее существенных моментов которой является аксиома о потенциальной опасности в любом из видов деятельности. В таком случае, безопасность можно определить как такое состояние жизнедеятельности, при котором с определенной вероятностью исключается принесение ущерба здоровью человека. Такое состояние достигается с помощью определенного механизма управляющих воздействий на те факторы, от которых зависят условия БЖД.

Проблема сохранения окружающей природной среды, обеспечение экологической безопасности охватывает все сферы жизнедеятельности человека. В основных законодательных документах Узбекистана отмечается необходимость повышения эффективности государственного управления в области охраны природы и использования природных ресурсов, контроля состояния окружающей среды. Проблема охраны природы и улучшения окружающей среды носит ярко выраженный характер и требует объединенных усилий всех звеньев при производстве исследований.

Комфортное состояние жизненного пространства по показателям микроклимата и освещения достигается соблюдением нормативных требований. В качестве критериев комфортности устанавливают значения температуры воздуха в помещениях, его влажности и подвижности, соблюдение нормативных требований к искусственному освещению помещений и территорий.

Параметры – температура окружающих предметов и интенсивность физического нагревания организма характеризуют конкретную производственную обстановку и отличаются большим разнообразием. Остальные параметры – температура, скорость, относительная влажность и атмосферное давление окружающего воздуха – получили название параметров микроклимата.

Параметры микроклимата воздушной среды, которые обуславливают оптимальный обмен веществ в организме и при которых нет неприятных ощущений и напряжённости системы терморегуляции организма, называют комфортными или оптимальными.

Производственная санитария и гигиена труда. Общие санитарно–гигиенические требования» производственный процесс в нашем случае относится к первой группе (производимая сидя, стоя или связанная с ходьбой, но не требующая систематического физического напряжения), который проходит при нормальных метеорологических условиях и отсутствии выделений пыли и других вредных веществ. По характеру работ, обслуживание технического оборудования относится к категории «легких». К легким физическим работам относятся виды деятельности человека с расходом энергии не более 150 ккал/ч. Легкие физические работы делятся на категории: 1а (расход энергии 120 ккал/ч) и 1б (расход энергии 121-150 ккал/ч). Работы, проводимые в нашем помещении попадают под категорию 1а, так как это работы, выполняемые сидя и сопровождающиеся незначительным физическим напряжением.

Одним из необходимых условий здоровья и высокой производительности труда человека является обеспечение целого ряда условий. Согласно ГОСТ помещение относится к пятому классу, т. е. к предприятиям, выделяющим минимальное количество вредных веществ. В помещении поддерживается температура воздуха 23 – 250С в летний период и 22 – 240С в зимний. Относительная влажность воздуха 60 - 40% при нормальном атмосферном давлении. Подвижность воздуха не более 0.1 м/с.

Эти условия поддерживаются: в летнее время кондиционерами, а в зимнее – центральным отоплением. Для кондиционирования применяются 2 кондиционера ToshibaRAC-07 EEOK с параметрами: площадь до 20 м2, охлаждение – 1.93 кВт, циркуляция 320 м3/ч, максимальная мощность 0.69 кВт.

Источниками наиболее вредных производственных факторов при работе на ПК являются видеомониторы. От них исходит переменное электрическое поле и рентгеновское излучение. Как говорилось выше, в настоящее время выпускается большое количество мониторов, которые имеют очень малое электромагнитное излучение (либо вовсе не имеют), однако в некоторых организациях используются мониторы старых моделей. Поэтому этот вредный фактор в разных помещениях различен и по прежнему он остается актуален.

Основная доля переменного электрического поля располагается сзади и по бокам видеомонитора, поэтому, чтобы уменьшить его вредное влияние необходимо располагать видеомониторы так, чтобы у людей, присутствующих в офисе, было, как можно меньше возможностей оказаться сзади или сбоку видеомонитора. То же относится и к рентгеновскому излучению, однако помимо этого оно присутствует и спереди монитора и надо принимать специальные меры, чтобы его ослабить. Основная мера заключается в выборе монитора. Кроме того, для защиты от излучений применяются специальные светофильтры, надеваемые поверх экрана монитора. Так, например, светофильтры американской фирмы "Palaroid" и австрийской "Ergostar" снимают до 90 - 98 % излучений. Из вышесказанного видно, что вопросы защиты от рентгеновского излучения и переменного электромагнитного поля решаются по мере возможности при производстве видеомониторов. По поводу такого фактора, как шум можно сказать то же самое - вентиляционные системы современных ЭВМ почти бесшумные.

А вот зрительная нагрузка оператора, хотя и уменьшается за счет применения мониторов с высоким качеством изображения, все же очень

сильно зависит и от освещения в рабочем помещении. Правильно спроектированное освещение обеспечивает высокий уровень работоспособности, оказывает положительное психологическое воздействие на работающих, способствует повышению производительности труда.

При контроле работы проектируемой системы освещение играет не мало важную роль в поддержании нормальных условий труда. В данном помещении естественное освещение через окна. В качестве искусственного освещения в темное время суток применяются люминесцентные лампы. Минимальная освещенность Emin=400 люкс.

Вибрация и шум в помещении отсутствуют, поэтому никаких мер по уменьшению шума или вибрации применять не требуется.

Важную роль играет планировка рабочего места, которая должна удовлетворять требованиям удобства выполнения работ, экономии энергии и времени рабочего, рационального использования рабочих площадей и удобства обслуживания оборудования.

Анализ вредных факторов. Для поддержания нормального микроклимата в помещении используется кондиционер, обеспечивающий относительную влажность воздуха в пределах 40 – 60% и нормальную температуру воздуха, независящую от температуры воздуха на улице; отопление преимущественно зимой; вентиляция. Согласно ГОСТ 12.1.005 – 88 ССТБ минимальное количество воздуха, которое подается в помещение системами вентиляции (в расчете на одного человека) более 30 м3, при объеме помещения 20 м3.

Шум в помещении создается внутренними источниками: вычислительная техника, устройствами кондиционирования воздуха и другими техническими средствами. Шум влияет на нервную нагрузку человека, появляется раздражительность и быстрая утомляемость. Для снижения шума, создаваемого на рабочих местах внутренними источниками, а также шума поступающего извне следует: ослабить шум источников, применять рациональное расположение оборудования, использовать

архитектурно–планировочные и технологические решения, направленные на изоляцию источников шума. В нашем случае явные источники шума отсутствуют. Так же в данном помещении отсутствуют источники вибрации.

Рассматриваемое помещение имеет естественное освещение через окна. В темное время суток используется искусственное освещение. Кроме естественного и искусственного освещения организовано аварийное освещение. Недостаточное освещение увеличивает зрительное напряжение.

Одним из вредных факторов является электромагнитное излучение ПЭВМ, однако уровень современных технологий позволяет полностью избавиться от электромагнитного излучения путем применения жидкокристаллических мониторов и защитных экранов. Таким образом, этот вредный фактор теряет свою значимость.

Так же к опасным и вредным факторам относятся: умственное напряжение, монотонность труда, зрительное переутомление.

Технические средства, используемые в нашем помещении, представляют для человека большую опасность, так как в процессе эксплуатации или проведения профилактических работ человек может подвергаться опасности поражения электрическим током. На ряду с организационными мероприятиями по предупреждению поражения электрическим током существуют следующие технические средства защиты, к которым относятся: электрическая изоляция токоведущих частей, защитное заземление, зануление, защитное отключение и др. Использование этих средств в различных сочетаниях позволяет обеспечить защиту людей от поражения электрическим током. В нашем случае поражение электрическим током является наиболее опасным фактором.

Опасные и вредные производственные факторы не превышают допустимых норм. Поэтому, поскольку при работе человека, требуется организация подключений в энергосеть, то наиболее опасным фактором является поражение электрическим током.

Техника безопасности. Поскольку человек работающий с различной радиоэлектронной аппаратурой постоянно сталкивается с необходимостью включения/выключения этой аппаратуры, наиболее опасным производственным фактором в рассматриваемом помещении является возможность поражение электрическим током. В нашем случае используется трехфазная четырехпроходная сеть электропитания напряжением 220/380 В с глухозаземленной нейтралью. Назначение заземления нейтралы – снижение до безопасного значения напряжения относительно земли нулевого проводника при случайном замыкании фазы на корпус.

Из соображений техники безопасности необходима установка распределительного щита, в состав которого должен входить автомат отключения в случае короткого замыкания в сети. В целях повышения техники безопасности все имеющиеся розетки должны быть снабжены предупредительными надписями, сетевые шнуры и вилки изолированы токонепроводящими (диэлектрическими) материалами и находиться в исправном состоянии.

В офисе в качестве защиты используется зануление. Проходящая вдоль всего помещения стальная шина подключена к нулевому проводу сети. Всю имеющуюся оргтехнику и компьютеры присоединяют к шине.

В качестве профилактических мер должен проводится и проводится инструктаж со всеми работниками офиса (как с вновь прибывшими, так и с уже работающими). Прошедшие инструктаж работники расписываются в журнале техники безопасности. Проведение этого мероприятия возложено на лица ответственные за технику безопасности.

Опасность поражения током при прикосновении к корпусу и другим нетоковедущим металлическим частям электрооборудования, оказавшимся под напряжением следствии замыкания на корпус и по другим причинам, может быть устранена быстрым отключением поврежденной

электроустановки от питающей сети и вместе с тем снижением напряжения корпуса относительно земли. Этой цели служит зануление.

Зануление – преднамеренное электрическое соединение с нулевым защитным проводником металлических нетоковедущих частей, которые могут оказаться под напряжением.

Произведем расчет зануления согласно ГОСТ. ССТБ.

Исходные данные:

- мощность питающего трансформатора (160 кВт);
- схема соединения обмоток (Δ/Y);
- расчетное сопротивление питающего трансформатора (0.16 Ом);
- длина кабеля от подстанции (300м);
- потребляемая мощность – 4 кВт.

При замыкании фазы на зануленный корпус электроустановка автоматически отключится, если значение тока однофазного короткого замыкания

$$I_{КЗ} \geq k \cdot I_{НОМ}, \tag{1.1}$$

где k – коэффициент кратности номинального тока $I_{ном}$.

Значение коэффициента k принимается равным 1,4 (защита осуществляется автоматическим выключателем).

Согласно ПУЭ, определим необходимую площадь сечения фазного и нулевого проводника

$$J = \frac{I_H}{j_{эк}}, \tag{1.2}$$

где $I_н$ – номинальный ток нагрузки линии;

$J_{эк}$ – нормированное значение экономической плотности тока (для медных проводников с резиновой изоляцией $j_{эк}$=3.5 А/мм^2).

Номинальный ток нагрузки линии определяется по формуле

$$I_H = \frac{P_\Sigma}{U_P}, \tag{1.3}$$

где P_Σ - потребляемая мощность.

Подставив значения в формулу (1.3), получим

$$I_H = \frac{4000}{220} = 18.18A.$$

Тогда величина сечения фазного проводника равна

$$S_Ф = \frac{18.18}{3.5} = 5.19мм^2.$$

В качестве фазного проводника выбираем медный проводник с сечением токоведущей жилы 6 $мм^2$.

Тогда

$$I_{КЗ} \geq 1.4 \cdot 18.18 = 25.45A.$$

Общее сопротивление петли «фаза – нуль» определяется по формуле

$$Z_П = \sqrt{R_Ф^2 + X_n^2}, \quad (1.4)$$

где $R_ф$ – активное сопротивление фазного проводника;

X_n – индуктивное сопротивление петли «фаза – нуль» (0,09 Ом/км). С учетом длины кабеля X_n=0.027 Ом.

Активные сопротивления $R_ф$ и $R_{нп}$ определяются выражением

$$R_Ф = \rho \frac{l}{S}, \quad (1.5)$$

где ρ=0,018 Ом·мм2/м – удельное сопротивление меди;

l– длина проводника.

Тогда

$$R_Ф = 0.018 \cdot \frac{300}{10} = 0.54Ом,$$

Определим значение сопротивления Z_n по формуле (1.4)

$$Z_n = \sqrt{0.54^2 + 0.027^2} = 0.541Ом.$$

Ток короткого замыкания равен

$$I_{КЗ} = \frac{U_Ф}{Z_m / 3 + Z_n}, \quad (1.6)$$

где Z_m/3 – расчетное сопротивление обмоток питающего трансформатора.

$$I_{КЗ} = \frac{220}{0.16 + 0.541} = 313.84A.$$

Так как $I_{КЗ} \geq 1.4 I_n$, то надежное автоматическое выключение будет обеспечено.

Пожарная безопасность. Как известно, пожар может возникнуть при взаимодействии горючих веществ, окислителя и источников зажигания. В помещении адаптивного управление присутствуют все три основные фактора, необходимые для возникновения пожара.

Горючими компонентами на вычислительном центре являются: строительные материалы для акустической и эстетической отделки помещения, перегородки, двери, полы, перфокарты, изоляция силовых и сигнальных кабелей, обмотки радиотехнических деталей, жидкости для очистки элементов и узлов ЭВМ от загрязнений, пластмассовые корпуса ЭВМ и т. д.

Источниками зажигания на вычислительном центре могу оказаться электронные схемы ЭВМ, приборы, применяемые для технического обслуживания, устройства электропитания, кондиционеры воздуха, где в результате различных нарушений образуются перегретые элементы, электрические дуги и искры, способные вызвать загорание горючих материалов.

Согласно СНиП 2 - 90 – 2001 «Производственные здания промышленных предприятий» для большинства технологических процессов в здании офиса установлена категория пожарной опасности "В" (в производстве обращаются твердые сгораемые вещества и материалы).

Противопожарные мероприятия должны носить комплексный характер, т. е. учитывать многие аспекты этого вопроса.

Электронные устройства должны по возможности быть выполнены из негорючих материалов. Так, например, поливинилхлоридная изоляция является трудногорючей, в отличие от полиэтиленовой. Все элементы электронных устройств должны работать в допустимом режиме нагрузки, так как при ее повышении может начинаться их разогрев. Так, например,

недопустимо подключать к источнику питания нагрузку большей мощности, чем предусмотрено.

Кабельные линии являются наиболее пожароопасным местом. Для понижения воспламеняемости и способности распространять пламя кабели покрывают огнезащитными покрытиями. От трансформаторных подстанций и генераторных помещений до распределительных щитов кабели следует прокладывать в металлических газовых трубах.

При ремонтно-профилактических работах создается повышенная опасность возникновения пожара. Поэтому при таких работах необходимо строго соблюдать правила пожарной безопасности. Нельзя класть и оставлять паяльник на сгораемых конструкциях.

Временная проводка от переносных приборов к источникам питания прокладывается по кратчайшему пути. Розетки монтируются на несгораемых пластинах и оснащаются предохранителями.

Согласно СН 512 - 87 в залах с ЭВМ; помещениях для архивов магнитных и бумажных носителей, сервисной аппаратуры следует предусматривать установки автоматического объемного газового тушения, огнетушители типа ОУ5 в количестве 2шт. Огнетушащим веществом является тетрафтордибромэтан.

Автоматическая система защиты обнаруживает пожар с помощью сигнальных датчиков, подает сигнал тревоги в пожарную охрану, автоматически приводит в действие установки пожаротушения.

Для защиты помещений с ЭВМ наиболее пригодны бытовые извещатели типа Рид - 1 с радиоизотопной установкой охранно-пожарной сигнализации типа РУОП - 1. Применяют также извещатели типа ДИП - 1, ДИП - 2 и др.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Проанализированы задачи и алгоритмы идентификации объектов управления.
2. Произведена формализация задачи итеративной идентификации.
3. Осуществлено формирование структуры моделей нестационарных и псевдонестационарных объектов управления.
4. Произведено формирование итерационного одношагового алгоритма идентификации.
5. Осуществлена модификация многошагового рекуррентно–итерационного алгоритма идентификации.
6. Произведен выбор базового рекуррентно–итерационного алгоритма идентификации.
7. Разработано программное обеспечение рекуррентно–итерационного алгоритма идентификации.

ЛИТЕРАТУРА

1. Каримов И.А. Ўзбекистон мустақиликка эришиш остонасида. – Тошкент, 2013 й.
2. Каримов И.А. Она юртимиз бахту иқболи ва буюк келажаги йўлида хизмат қилиш-энг олий саодатдир. –Тошкент, 2015 й.
3. Егупов Н.Д., Пупков К.А. Методы классической и современной теории автоматического управления. Учебник в 5 томах. - М.: Изд-во МГТУ им.Н.Э.Баумана, 2004.
4. Пельцвергер С.Б. Алгоритмическое обеспечение процессов оценивания в динамических системах в условиях неопределенности. -М.: Наука, 2004. -116с.
5. Дорф Р., Бишоп Р. Современные системы управления. -М: Юнимедиастайл. 2002, 822с.
6. Малин А.С., Мухин В.И. Исследование систем управления. Изд-во: ГУ ВШЭ, 2005. - 400с.
7. Кузнецов Е.С. Управление техническими системами: Учебное пособие / МАДИ (ТУ) – М.: 2001. – 262 с.
8. Олссон Г., Пиани Дж. Цифровые системы автоматизации и управление. Изд-во: Невский Диалект, 2003.-557с.
9. Костин В.А. Теория управления. –М.: Гардарики, 2004. - 224 с.
10. Колпаков В.М. Методы управления: Учебное пособие. 2-е изд.-М.: Наука, 2003. - 368с.
11. Каханер Д., Моулер К., Нэш С. Численные методы и программное обеспечение. -М.: Мир, 2001.-575с.
12. Льюнг Л. Идентификация систем. Теория для пользователя: Пер. с англ. // Под. ред. Я.З.Цыпкина. -М.: Наука. 1991. -432 с.
13. Дьяконов В., Круглов В. MATLAB. Анализ, идентификация Спец.справочник. Изд-во: Питер, 2002. –448с.

14.www.ziyonet.uz.

15.www.gov.uz.

16.www.mathnet.ru.

17.www.twirpx.com.