

Как и в первом варианте, это уравнение более низкого (первого) порядка, чем уравнение ОУ. При $\beta_1 > 0$ и $\beta_2 > 0$ свободное движение устойчиво в целом.

9.4. Интеллектуальные системы автоматического управления

Создание систем, ориентируемых для работы в условиях неполноты или нечеткости исходной информации, неопределенности внешних возмущений и среды функционирования, требует привлечения нетрадиционных подходов к управлению с использованием методов и технологий искусственного интеллекта. Такие системы, названные интеллектуальными системами управления, образуют совершенно новый класс. Это понятие возникло в начале 80-х гг. XX в.

В качестве базовых выделяются 4 интеллектуальные технологии:

- технология экспертных систем, ориентированная на обработку знаний с явной формой представления в виде продукционных правил;
- технология нечеткой логики, ориентированная на обработку логико-лингвистических моделей представления знаний с помощью продукционных правил и размытых множеств;
- технология нейросетевых структур с неявной формой представления знаний, скрытых в архитектуре сети, параметрах нейронов и связей;
- технология ассоциативной памяти, ориентированная на обработку знаний с неявной формой представления в виде гиперповерхности в многомерном пространстве признаков.

Отсюда, в частности, видно, что основной отличительной чертой интеллектуальных систем автоматического управления является возможность системной обработки знаний, под которыми понимается проверенный практикой результат познания деятельности, верное ее отражение в мышлении человека. Знания позволяют отнести сложившуюся ситуацию к некоторому классу, для которого требуется управление считается известным согласно теории ситуационного управления Д.А. Поспелова и его научной школы. Одна из передовых тенденций в области обработки знаний состоит в интеграции различных интеллектуальных технологий для сочетания их преимуществ.



Организация интеллектуальных систем автоматического управления производится по следующим пяти принципам:

- наличие тесного информационного взаимодействия интеллектуальной системы автоматического управления с реальным внешним миром при использовании информационных каналов связи;
- наличие прогнозов изменения внешнего мира и собственного поведения системы;
- многоуровневый характер иерархической структуры в соответствии с правилом: повышение интеллектуальности и снижение требований к точности по мере повышения ранга иерархии;
- сохранение функционирования при разрыве связей от высших уровней иерархии;
- повышение интеллектуальности и совершенствование собственного поведения.

9.5. Основы фазы-управления

9.5.1. Базовые понятия фазы-логики

Fuzzy-logic переводится как нечеткая логика. К базовым, или первичным, понятиям относятся «нечеткое множество» и «лингвистическая переменная». Нечетким множеством M называется подмножество x множества X , которое характеризуется непрерывной функцией принадлежности (ФП) $\mu_M(x)$, могущей принимать любые значения между 0 и 1, что можно истолковать, как «значение x может быть в данном множестве с вероятностью $\mu_M(x)$ ». Множество M может быть записано как совокупность пар значений x и $\mu_M(x)$, т. е. в виде:

$$M = \{(x, \mu_M(x)); x \in X\}.$$

Лингвистической переменной называют такую переменную, которая задана на количественной шкале базисной переменной x и принимает значения в виде слов и словосочетаний. Отдельное лингвистическое значение (терм) задается с помощью одной функции принадлежности, т. е. каждому терму соответствует нечеткое множество.

В теории фазы-управления для лингвистического описания выходной переменной ОУ x и сигнала ошибки ϵ наиболее часто применяют следующий универсальный набор из семи термов с

$$\mu_{B_2}(y) = \min(\mu_P(y), \mu_{A_2}(x_1, x_2)),$$

$$\max \mu_{B_2}(y) = \mu_{A_2}(x_1, x_2) = 0,7.$$

При агрегировании производится объединение найденных усеченных функций принадлежности управляющего воздействия для двух правил путем их максимизации. При этом находится результирующая функция принадлежности управляющего воздействия:

$$\mu_{\text{рез}}(y) = \max \{ \mu_{B_1}(y), \mu_{B_2}(y) \}.$$

Импликация и агрегирование вместе взятые образуют процедуру инференции.

При дефазификации, как заключительной операции нечеткого управления, по методу центра тяжести находится абсцисса центра тяжести функции принадлежности $\mu_{\text{рез}}(y)$:

$$\mu_{\text{рез}}(x_1, x_2) = y_{\text{цт}}(\mu_{\text{рез}}(y)).$$

В данном примере $y_{\text{рез}}(-0,15, 0,35) = 0,4$, что и подается на объект управления.

Затем эти операции повторяются с большой частотой, т. е. работа нечеткого логического регулятора носит дискретный по времени характер, и его можно рассматривать как импульсный цифровой регулятор.

9.7. Экспертные информационные системы автоматического управления

Эти системы могут строиться по различным схемам, известным для адаптивных САУ.

В схеме рис. 9.13 коррекция значений коэффициентов регулятора осуществляется экспертной системой ЭС на основе информации об изменении параметров ОУ, полученной в результате проведения параметрической идентификации, которая основана на представлении ОУ в виде линейной модели или нелинейного звена (модель Гаммерштейна). Если эти модели неприменимы, то эта схема будет неэффективна. Кроме того, для систем с высокой степенью нелинейности может потребоваться очень большое число членов ряда, аппроксимирующего нелинейность (для нелинейного элемента типа «зона нечувствительности и ограничение» – более 10), что снижает быстродействие.

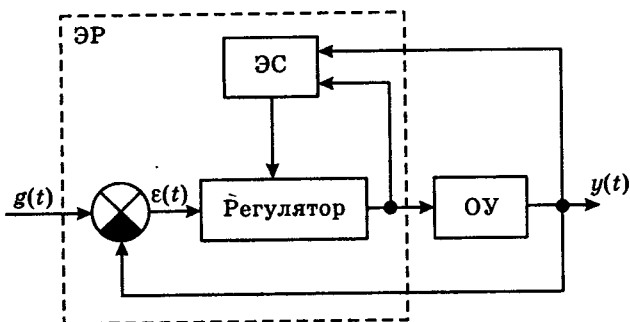


Рис. 9.13

Наиболее эффективной в этом случае является схема рис. 9.14, использующая принцип параметрической ООС, второй метод Ляпунова и эталонную модель. В качестве регулятора в основном контуре обеих САУ обычно используется линейный ПИД-регулятор.

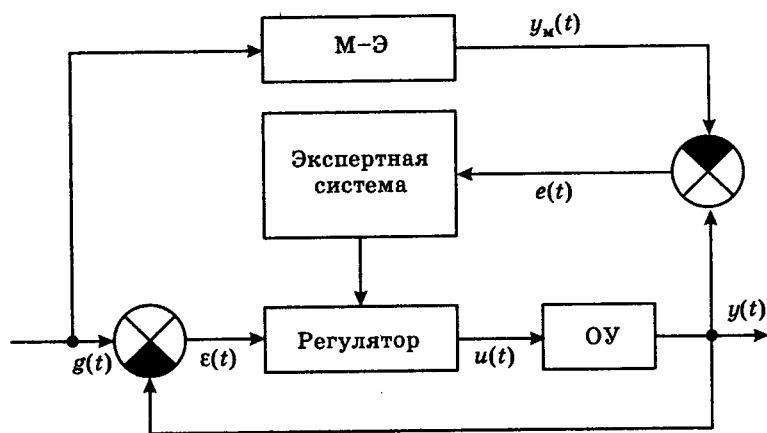


Рис. 9.14

В общем случае под экспертной системой понимается интеллектуальная программа, способная делать логические выводы на основании знаний в конкретной предметной области и обеспечивающая решение определенных задач. Работа экспертного регулятора ЭР (см. рис. 9.13) условно может быть разбита на 3 этапа в соответствии с архитектурой, показанной на рис. 9.15.

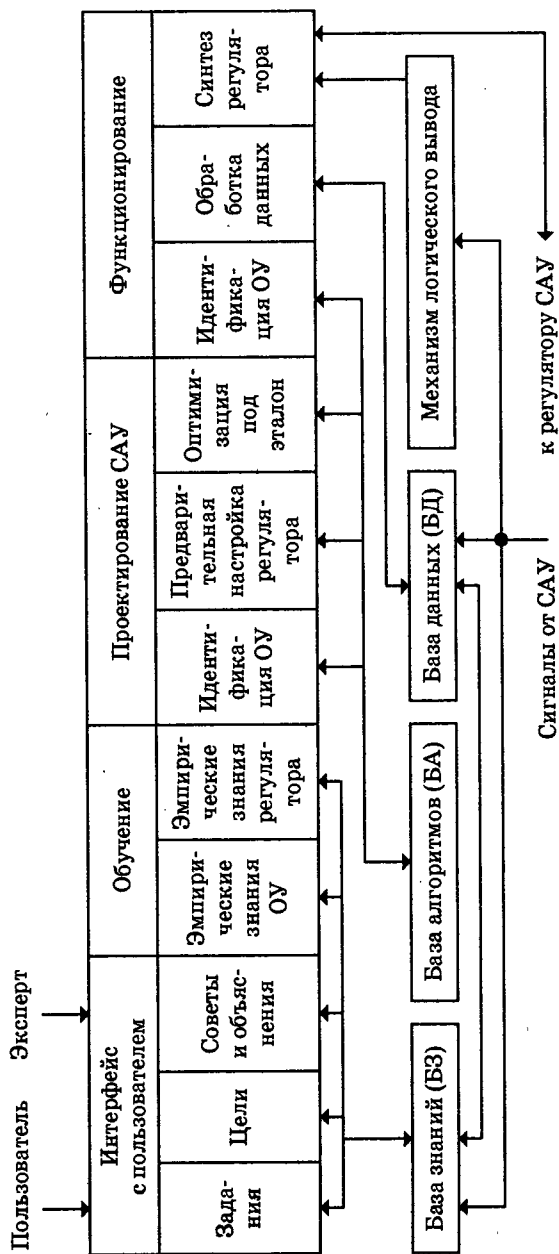


Рис. 9.15

На первом этапе решаются задачи проектирования САУ:

- выбор структуры модели ОУ;
- определение параметров ОУ нерекуррентным методом идентификации;
- выбор закона управления;
- предварительная настройка параметров закона управления;
- окончательный синтез параметров закона управления по заданному пользователем критерию качества, в результате чего в пространстве качества определяется «рабочая точка».

На втором этапе решается задача обучения при изменении параметров в окрестности «рабочей точки». Здесь формируются текущие эмпирические знания о динамических свойствах САУ в виде качественной зависимости между изменением параметров модели объекта и регулятора, с одной стороны, и параметрами критерия качества, с другой.

На третьем этапе происходит непрерывное слежение за протекающими процессами и решаются задачи активной самодиагностики:

- обработка измерений с датчиков;
- оценка измерений параметров САУ как аналитическими методами, так и на основе эмпирических знаний об ОУ;
- коррекция параметров регулятора и ее оценка;
- изменение закона управления (в случае необходимости).

Основной проблемой при создании любой экспертной системы является разработка базы знаний в достаточно узкой и конкретной предметной области, которая может быть решена в 2 этапа:

- формализация и структурирование экспертных знаний о предметной области (ТАУ);
- формализация представлений этих знаний с помощью моделей искусственного интеллекта.

База алгоритмов содержит правила идентификации, позволяющие осуществить получение или уточнение по экспериментальным данным математической модели системы, выраженной посредством того или иного математического аппарата.

9.7.1. Формирование теоретических знаний об идентификации

Наибольшее распространение при параметрической идентификации линейных ОУ получили следующие рекуррентные методы:

- ошибки предсказания (Гаусса–Ньютона, градиентный и др.);
- наименьших квадратов;

- инструментальных переменных;
- модулирующих функций.

При дискретизации по времени модель ОУ представляет собой дискретную передаточную функцию

$$W_{oy}(q) = \frac{B(q)}{A(q)},$$

где $q = z^{-1}$ - оператор сдвига назад,

$$A(q) = \sum_{i=1}^{n_a} a_i \cdot q^i, \quad B(q) = \sum_{i=1}^{n_b} b_i \cdot q^i.$$

Рассмотрим эти методы с точки зрения возможности формирования знаний для базы знаний экспертного регулятора.

При идентификации методом ошибки предсказания определяется оценка параметров модели за N итераций

$$\hat{\theta}_N = \arg \min V_N(\theta),$$

где вектор параметров $\theta^T = [a_1, \dots, a_{n_a}; b_1, \dots, b_{n_b}]$,

норма ошибки предсказания $V_N(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N L(\varepsilon(k, \theta))$.

Ошибка предсказания $\varepsilon(k, \theta)$ - разность между выходным сигналом и его прогнозом на основе модели в k -й момент времени, функция L от которой должна быть четной. Например, методу наименьших квадратов соответствует выбор

$$L(\varepsilon) = 0,5\varepsilon^2.$$

При таком выборе $L(\varepsilon)$ оценка $\hat{\theta}_N$ может быть найдена аналитически через регрессионный вектор $\varphi(t)$, зависящий от входного $u(t)$ и выходного $y(t)$ сигналов.

При идентификации методом инструментальных переменных оценка $\hat{\theta}_N$ также определяется аналитически через $\varphi(t)$ и инструментальные переменные (инструменты):

$$\xi[k] = [-y(k-1, \theta), \dots, -y(k-n_a, \theta), u(k-1), \dots, u(k-n_b)]^T.$$

На основе рассмотрения этих методов можно сформулировать следующие ключевые правила базы знаний экспертного регулятора.

Правило 1. Если идентифицируется объект управления, и ошибка (точнее, функция $L(\varepsilon)$) предсказания зависит от прошлых данных, то использовать метод инструментальных переменных, иначе использовать метод наименьших квадратов.

Правило 2. Если выбрать метод инструментальных переменных, то инструменты вычислить на основе оценки параметров модели методом наименьших квадратов и определить параметры объекта управления методом инструментальных переменных.

Правило 3. Если точность идентификации недостаточна, то использовать метод ошибки предсказания, иначе идентификацию закончить и перейти к процедуре дискретизации по времени.

Интервал дискретизации должен обеспечивать минимизацию потерь информации при переходе от непрерывного времени к дискретному. Однако предположение о повышении точности оценки модели с увеличением частоты выборки в общем случае неверно, так как может привести к большим погрешностям оценок постоянных времени и коэффициентов демпфирования. Метод модулирующих функций не требует перехода от непрерывного времени к дискретному, так как для определения указанных выше параметров объекта управления происходит вычисление площадей под кривыми, образованными перемножением переходной функции на специально формируемые функции в виде затухающих экспонент. После вычисления площадей составляется и решается система линейных алгебраических уравнений относительно коэффициентов полиномов числителя и знаменателя передаточной функции объекта управления.

Так как класс входных сигналов при использовании метода модулирующих функций ограничен ступенчатыми функциями, то он применим только для предварительной идентификации.

При идентификации нелинейного объекта управления или разомкнутой системы автоматического управления обычно встречается последовательное соединение статического нелинейного элемента (как правило, типа «зона нечувствительности» и «ограничение») и линейной части (так называемая модель Гаммерштейна), что видно на рис. 9.16. Нелинейность для идентификации представляется в виде полинома

$$f(u) = a_1 u + a_2 u^2 + \dots + a_m u^m,$$

где a_i — коэффициенты, подлежащие определению.

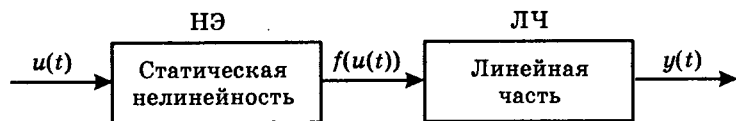


Рис. 9.16

Наиболее эффективным способом для этого является принцип покомпонентной минимизации, который и следует заложить в базу знаний экспертного регулятора. Он заключается в поочередном спуске по определенным группам параметров при фиксированных остальных неизвестных. При этом покомпонентно оцениваются параметры нелинейного элемента и линейной части. На вход целесообразно подавать сигнал $u(t)$ из n синусоид с различными частотами:

$$u(t) = \sum_{i=1}^n iA_{0n} \sin(\omega_i t).$$

Опорную амплитуду следует определить по эмпирическому правилу, согласно которому суммарная амплитуда $u(t)$ должна превосходить величину $a + b$ примерно в 10 раз (рис. 9.17).

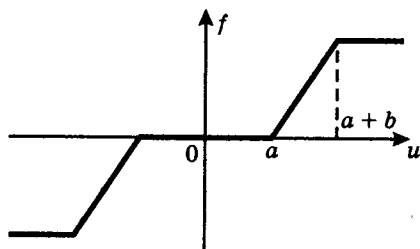


Рис. 9.17

9.7.2. Формирование теоретических и эмпирических знаний об областях использования алгоритмов синтеза

1. Синтез по интегральному квадратичному критерию

Такой критерий имеет вид:

$$I_{2n} = \int_{t_0}^{t_f} \sum_{i=0}^n \tau_i^{2i} (\varepsilon^{(i)}(t))^2 dt,$$

где ε – сигнал рассогласования; $\varepsilon^{(i)}$ – i -я производная по времени; τ_i – весовые коэффициенты; $\tau_0 \equiv 1$; $n = 0, 1, 2, \dots$

Знания о выборе коэффициентов в основном состоят в том, что минимум I_{2n} достигается на экстремали, являющейся решением дифференциального уравнения Эйлера–Пуассона, но это обстоятельство пока не используется и выбор носит в значительной степени эвристический характер и опирается на следующие правила, содержащиеся в базе знаний экспертного регулятора.

Правило 1. Если принять $n = 0$ и вычислить перерегулирование, то можно оценить допустимость принятого значения.

Правило 2. Если при $n = 0$ перерегулирование превышает допустимое значение и идентифицированная разность порядков числителя и знаменателя передаточной функции модели системы меньше трех, то принять $n = 1$ и $\tau_1 = t_{p.ж.}$, иначе принять $n = 2$, $\tau_1 = 2t_{p.ж.}$, $\tau_2 = t_{p.ж.}^2$, где $t_{p.ж.}$ – желаемое время регулирования переходного процесса.

База алгоритмов экспертного регулятора содержит три алгоритма, опирающихся на данный критерий, выбор которых производится по правилам, также содержащимся в базе знаний экспертного регулятора.

2. Синтез по критерию максимальной степени устойчивости

Для линейного объекта управления с уравнением в пространстве состояний

$$x^{(n)}(t) + \sum_{i=1}^n a_i x^{(i-1)}(t) = k_0 u(t)$$

существует линейное управление

$$u(t) = - \sum_{j=1}^m b_j x^{(j-1)}(t), \quad (0 < m < n - 1),$$

обеспечивающее максимальную степень устойчивости $\alpha_{\text{опт}}$ системы, т. е. наибольшее удаление от мнимой оси ближайших к ней корней характеристического уравнения. Более того, известна система алгебраических уравнений, из которой могут быть найдены как $\alpha_{\text{опт}}$, так и $b_{j\text{опт}}$, $j = \overline{1, m}$, по алгоритму, содержащемуся в базе алгоритмов экспертного регулятора.

Если объект управления содержит форсирующие звенья, то регулятор должен содержать интегрирующие и дифференцирующие звенья в соответствии с передаточной функцией

$$W_{\text{пер.}}(s) = b_0 s^{-l} + \dots + b_l + b_{l+1} s + \dots + b_m s^p,$$

причем его порядок $m = l + p$.

Все интегрирующие звенья регулятора эквивалентным преобразованием структурной схемы должны быть переведены условно в уравнение обобщенного объекта управления, после чего применен известный алгоритм синтеза.

Синтезированная по данному критерию система автоматического управления, как показали экспериментальные исследования, обладает следующим уникальным свойством: в пространстве [Параметры регулятора + Время регулирования + Перерегулирование + Установившаяся ошибка] полученная рабочая точка располагается на «склоне оврага». Поэтому оказывается возможным улучшение одного или двух прямых показателей качества, сопровождающееся ухудшением остальных показателей. Использование этого эмпирического знания позволяет сформулировать следующее правило повышения установившейся точности, которая не может быть задана априорно.

Если требуется увеличить точность системы автоматического управления в установившемся режиме, то следует перейти в режим накопления знаний о свойствах пространства качества системы и, увеличивая коэффициент интегральной составляющей регулятора, модифицировать остальные коэффициенты регулятора так, чтобы время регулирования и перерегулирование не превышали допустимых значений.

3. Синтез по прямым показателям переходной функции линейной САУ

Если объект управления представляет собой инерционное звено первого порядка, то применяется П-регулятор, и с увеличением его коэффициента передачи прямые показатели качества переходного процесса улучшаются, что следует из элементарного преобразования передаточной функции системы автоматического управления.

Если объект управления – инерционное звено второго порядка, то без увеличения порядка уравнения системы при синтезе используется П-или ПД-регулятор. Теоретическое исследование корневыми методами (в простейших случаях решением характеристического уравнения замкнутой системы) позволяет получить

условия монотонности процесса, его минимальной длительности, условие пренебрежимо малых перерегулирований в аperiodическом и колебательном процессах при уменьшении времени регулирования по сравнению с монотонным процессом. При синтезе ПД-регулятора сначала рассчитывается его коэффициент передачи, исходя из требований точности.

При формировании базы знаний для настройки ПД-регулятора системы автоматического управления третьего порядка нет необходимости в идентификации параметров объекта управления. В этом случае знания о свойствах пространства качества системы априорны (т. е. являются теоретическими) и несколькими пробными изменениями коэффициентов ПД-регулятора можно определить, в какой точке пространства качества находится система и что следует предпринять (изменяя коэффициенты регулятора) для удовлетворения предъявляемых к системе требований.

При этом следует перейти к нормированному характеристическому уравнению

$$p^3 + p^2 + xp + y = 0,$$

где область устойчивости удовлетворяет условиям Гурвица ($x > 0, y > 0, x > y$) и может быть разделена на подобласть III вещественных корней и области II и I с аperiodической и колебательной степенью устойчивости соответственно. Кроме того, на этой плоскости можно легко построить линии постоянных значений вещественных и мнимых частей корней. Областью оптимальных параметров настройки (ОПН) считается область, близкая к границе между областями I и II (равенство двух вещественных корней)

и к точке $\left(x = \frac{1}{3}; y = \frac{1}{27}\right)$,

где степень устойчивости наибольшая (рис. 9.18). Аналогичные знания можно сформировать для ПИ-регулятора и того же объекта управления.

При формировании знаний для настройки ПИД-регулятора простой аналитической зависимости между

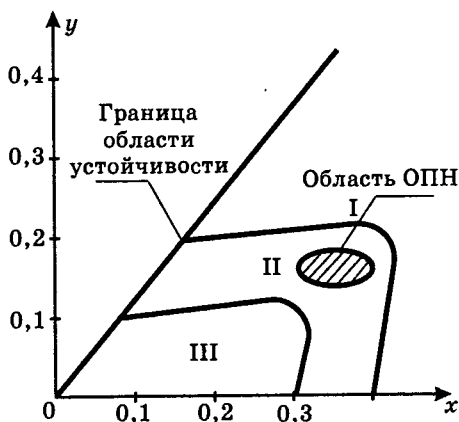


Рис. 9.18

пространством параметров регулятора и пространством качества системы уже нет. Поэтому в данном случае знания экспертным регулятором формируются на основе обучения и имеют эмпирический характер. Для этого в пространстве $L = \{\text{Параметры регулятора} + \text{Параметры объекта управления} + \text{Показатели качества переходного процесса}\}$ экспериментально находятся сложные многомерные поверхности, например, представленные на рис. 9.19 и 9.20, $\sigma = F_1(R, P)$, $t_p = F_2(R, P)$, где R, P – векторы параметров регулятора и объекта управления.

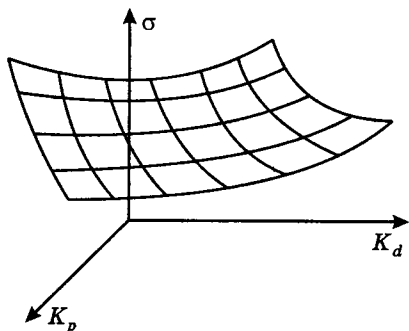


Рис. 9.19

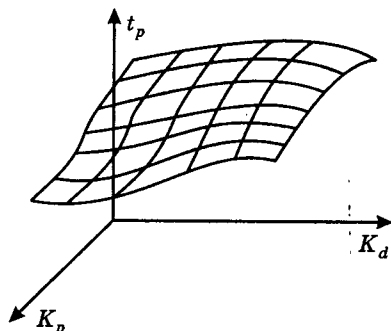


Рис. 9.20

На рис. 9.19 и 9.20 K_p, K_d – коэффициенты пропорциональной и дифференциальной составляющих, коэффициент интегральной составляющей $K_i = \text{const}$.

Задача обучения решается специальным блоком экспертного регулятора, представляющим собой алгоритмический модуль моделирования переходных процессов системы автоматического управления. При этом выполняется следующая последовательность действий: осуществляется последовательный перебор значений коэффициентов регулятора в заранее определенных пределах; при каждом изменении параметра рассчитывается и строится переходный процесс системы автоматического управления; производится анализ изменений показателя качества и на его основе записываются эмпирические правила в качественных категориях «много», «мало», «большой», «средний» и т. п. в окрестности рабочей точки.